

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL  
Majandusteaduskond  
Majandusanalüüsi ja rahanduse instituut

Rene Tõldsep

**VIIE USA AKTSIAINDEKSI VOLATIILSUSE  
MODELLEERIMINE NING VÕRDLUS COVID-19 PANDEEMIA  
EELSEL AJAL NING PANDEEMIA VÄLTEL TUGINEDES  
GARCH TÜÜPI MUDELILE**

Bakalaureusetöö

Õppekava TABB, peeriala ärirahandus

Juhendaja: Tõnn Talpsepp, PhD

Tallinn 2022

Deklareerin, et olen koostanud bakalaureusetöö 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 8035 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Rene Tõldsep .....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 185780TABB

Üliõpilase e-posti aadress: retold@ttu.ee

Juhendaja: Tõnn Talpsepp, PhD:

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(nimi, allkiri, kuupäev)

# SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE .....	5
SISSEJUHATUS .....	6
1. VOLATIILSUSE TEOREETILINE KÄSITLUS .....	9
1.1. Volatiilsuse olemus .....	9
1.2. Volatiilsus aktsiabörsidel.....	10
1.3. COVID-19 pandeemia periood.....	11
1.4. Volatiilsus ajalooliste kriiside ajal.....	13
1.4.1. Hispaania gripp.....	14
1.4.2. Influenza .....	14
1.5 Volatiilsuse modelleerimine .....	15
2. AKTSIAINDEKSID JA ANDMESTIK.....	17
2.1. Aktsiaindeksite olemus.....	17
2.2. Töös kasutatavad aktsiaindeksid .....	17
2.2.3. Nasdaq Composite.....	17
2.2.2. Russell 2000 .....	18
2.2.4. S&P 500.....	19
2.2.1. NYSE Composite .....	20
2.2.5. Russell 3000 .....	21
3. METOODIKA JA UURIMUSE ETAPID .....	23
3.1. Uurimismeetodid .....	23
3.1.1. ARMA mudel .....	23
3.1.2. ARCH mudel .....	24
3.1.3. GARCH mudel .....	24
3.2. Valimi andmed ja meetoodika.....	25
3.3. Analüüsi struktuur .....	26
4. EMPIIRILINE ANALÜÜS JA JÄRELDUSED .....	32
4.1 Mudelite koostamine ja testimine.....	32
4.1.1. ADF testid .....	32
4.1.2. Keskvärtuse mudelid // ARMA järkude määramine.....	33
4.1.3. Autokorrelatsiooni testimine .....	34
4.1.4. Heteroskedastiivsuse testimine.....	35
4.2. GARCH (1, 1) mudeli analüüs .....	36
4.2.1. GARCH (1, 1) mudeli analüüs COVID-19 eelsel perioodil.....	36
4.2.2. GARCH (1, 1) mudeli analüüs COVID-19 perioodil.....	37

4.3 GARCH (1, 1) mudeli adekvaatsuse hindamine .....	38
4.4 Järeldused .....	39
KOKKUVÕTE .....	42
SUMMARY .....	44
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU .....	46
LISAD .....	49
Lisa 1. Aktsiaindeksite tootluste ruutude Box-Ljung'i testide näol leitud tulemused perioodide lõikes.....	49
Lisa 1. järg .....	51
Lisa 1. järg .....	53
Lisa 2. Aktsiaindeksite ARMA mudelid COVID-19 eelse perioodi lõikes .....	55
Lisa 2 järg .....	56
Lisa 3. Aktsiaindeksite ARMA mudelid COVID-19 perioodi lõikes .....	57
Lisa 3 järg .....	58
Lisa 4. Aktsiaindeksite ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused COVID-19 eelsel perioodil.....	59
Lisa 4 järg .....	61
Lisa 5. Aktsiaindeksite ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused COVID-19 perioodil.....	63
Lisa 5 järg .....	65
Lisa 6. ARMA mudelite jääkliikmete tulemused ARCH LM testi näol .....	66
Lisa 7. Aktsiaindeksite GARCH (1, 1) mudelid COVID-19 eelsel perioodil .....	68
Lisa 7 järg .....	69
Lisa 7 järg .....	70
Lisa 8. Aktsiaindeksite GARCH (1, 1) mudelid COVID-19 perioodil .....	71
Lisa 8 järg .....	72
Lisa 8 järg .....	73
Lisa 9. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete Q-statistik COVID-19 eelsel perioodil .....	74
Lisa 10. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete Q-statistik COVID-19 perioodil.....	75
Lisa 11. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete ruutude Q-statistik COVID-19 eelsel perioodil .....	76
Lisa 12. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete ruutude Q-statistik COVID-19 perioodil .....	77
Lisa 13. Lihtlitsents .....	78

## LÜHIKOKKUVÕTE

Volatiilsus ja pandeemiad on olnud alati üksteist mõjutavad tegurid, kõige hiljutisem ehk COVID-19 pandeemia on finantsturgude volatiilsuses toonud esile märkimisväärseid sündmusi ning võrreldes varasemate pandeemiatega lausa unikaalseid. Antud bakalaureusetöö eesmärgiks on modelleerida USA aktsiaindeksites esinevat volatiilsust tuginedes GARCH (1, 1) mudelile kahel erineval ajaperioodil ja saadud tulemusi perioodide vahel võrrelda. Valimi moodustanud viis USA aktsiaindeksit on Nasdaq Composite (IXIC), Russell 2000 (RUT), S&P500 (SPX), NYSE Composite (NYA) ning Russell 3000 (RUA). Esimene vaadeldav periood on COVID-19 pandeemia eelne periood (01.01.2018 - 31.12.2019) ning teise perioodina kirjeldatakse kahe aasta pikkust COVID-19 pandeemia aegset perioodi (01.01.2020 - 31.12.2021).

Aktsiaindeksite hindades toimus tugev langus 2020. aasta alguses ning tulumäärades ilmnes samuti suur kõikumine. Hinnates aktsiaindeksite tulumäärade kõikumise ulatust ajaperioodidel miinimum -ja maksimumväärtuse abil, näitab pandeemia periood märgatavalt suuremat tulumäärade muutust, sealhulgas näitas suurimat kõikumist üles Russell 2000 aktsiaindeks. Antud töös läbiviidud diagnostika, modelleerimine ja adekvaatsuse kontroll näitasid, et enne COVID-19 pandeemiat sobis GARCH (1, 1) mudel aktsiaindeksite modelleerimiseks, kuid COVID-19 pandeemia vältel esines Nasdaq Composite indeksil mõnes viitajas autokorrelatsiooni, mis viitab sellele, et GARCH (1, 1) mudel ei ole sajaprotsendiliselt adekvaatne mudel volatiilsuse modelleerimiseks.

Võtmesõnad: GARCH, volatiilsus, aktsiaindeks, modelleerimine, COVID-19 pandeemia

## SISSEJUHATUS

Turumajanduse olulise osana on aktsiaturud maailmas toimuvate suuremate sündmuste suhtes väga tundlikud ning hinnamuutused finantsturgudel põhjustavad teatava ahelreaktsiooni. Iga suurema sündmuse toimumine mõjutab kogu majandust, sealhulgas ka aktsiaturgude tootluseid, mis omakorda mängivad rolli majanduse arengus ning finantseisundis igal võimalikul tasandil – riigi tasandist ettevõtete ning erainvestoriteni välja. Sündmuste toimumise resultaadina käivituvat ahelreaktsiooni võimendab suuresti tehnoloogia kiire areng ning võimalus saada finantsturgudel toimuvast ajakohast ning aktuaalset teavet, mille tulemusena langetada investeerimisotsuseid või viia läbi tehinguid kõikvõimalikes kohtades igal ajahetkel.

Hinnaliikumine on aktsiaturgudel pidev ning peatamatu tegevus, millest tulenevalt on volatiilsuse silmas pidamine väga heaks instrumendiks finantsturgudel tegutsemiseks ning otsuste langetamiseks. Volatiilsust aktsiaturgudel mõjutavad sündmused olenemata, kas need on negatiivsed või positiivsed. Volatiilsus näitab aktsiate ning indeksite puhul hinna kõikumise ulatust. Kõrgema volatiilsusega on tegemist kui muutus hinnas on suurte hüpetega, mis toob kaasa ka kõrgema riski. Madalam volatiilsus peegeldab hinna stabiilset külgsuunas liikumist, mille tulemusena on reeglina risk samuti madalam.

Aktuaalsust ning kõneainet on kogu maailmas 2020. aasta algusest põhjustanud COVID-19 pandeemia, mille tulemusena on finantsturud olnud tugevalt mõjutatud ning aktsiates kui ka aktsiaindeksites on esinenud märkimisväärset volatiilsust. Varasemad pandeemiakatastroofid, nagu näiteks ägeda raskekujulise respiratoorse sündroomi (SARS) puhang ja Ebola viirushaiguse (EVD) puhang mõjutasid samuti suuresti aktsiaturgude tootlusi ning volatiilsust. COVID-19 on aga ülemaailmse tähelepanu all olnud juba üle kahe aasta ning tegemist on väga tõsiseltvõetava pandeemiaga. Koroonaviirus on ajaloo kontekstis üsna ainulaadne, moodustades erinevaid tüvesid ning tulenevalt COVID-19 mittespetsiifilistest sümptomitest ning nende erinevatest raskusastetest on olnud keeruline haiguse leviku peatamisega võidelda, mille resultaadina esineb endiselt ebakindlust kõikides aspektides ning eluvaldkondades, kaasaarvatud aktsiaturgudel.

Aktiabörsi indeksid on asjakohased instrumendid turu olukorra kirjeldamiseks, olles aktiabörsi üldväärtuse mõõdikud ning põhinedes peamiselt keskmistel hindadel, mis annavad soodsa positsiooni erinevate investeringute tulususe võrdlemiseks. Ameerika Ühendriikides leidub mitmesuguseid aktsiaindekseid, mis on ühed maailma suurimad ning mille hinnaliikumisel on arvestatav mõju. Käesoleva bakalaureusetöö autor soovib luua teemakohaste värskete uurimisandmetega ammendava uuringu käesoleval ebamäärasel COVID perioodil, sest varasemalt ei ole töös käsitletavat valimit kahe perioodi vältel volatiilsuse modelleerimise seisukohalt uuritud ega võrreldud.

Bakalaureusetöö eesmärk on modelleerida USA aktsiaindeksite volatiilsust. Eesmärgi täitmiseks uurib autor tänaseni aktuaalse COVID-19 pandeemia mõju Ameerika Ühendriikide aktsiaindeksitele, modelleerides aktsiaindeksite volatiilsust ning analüüsid pandeemia perioodi mõju uuritavate aktsiaindeksite volatiilsusele. Antud uuring kaasab võrdlevasse aegridade analüüsi viis USA aktsiaindeksit ning neid vaadeldakse COVID-19 eelsest perioodist 01.01.2018 kuni 31.12.2019. ning COVID-19 pandeemia perioodist 01.01.2020 kuni 31.12.2021.

Autor uurib eelnevalt nimetatud ajavahemikes viie aktsiaindeksi sulgemishindu: NYSE Composite Index (NYA), Russell 2000 (RUT), S&P 500 Index (SPX), Nasdaq Composite Index (IXIC) ja Russell 3000 (RUA). Aktsiaindeksite volatiilsuse modelleerimiseks kasutab autor GARCH tüüpi mudelit. Bakalaureusetöö eesmärgi saavutamiseks on autor püstitatud järgnevad uurimisküsimused:

- 1) Kuidas on COVID-19 pandeemia mõjutanud aktsiaindeksite volatiilsust?
- 2) Millise aktsiaindeksi hind on COVID-19 pandeemiast olnud kõige rohkem mõjutatud ja näidanud suurimat volatiilsust?
- 3) Kas GARCH-i mudel annab erineva volatiilsuse tasemega perioodidel sarnaselt adekvaatseid tulemusi?

Uurimisküsimustele vastamiseks kasutab autor statistilist tarkvara programmi Gretl, kus kvantitatiivse uurimismeetodi abil viiakse läbi eelduste ning ökonomeetriliste mudelite testimine, millele järgnevalt modelleeritakse aktsiaindeksite volatiilsus kahel erineval perioodil: pandeemia eelsel ning pandeemia järgsel. Autor viib töös läbi ka teemakohase kirjanduse analüüsi, rakendades seeläbi kvalitatiivset uurimismeetodit.

Töö koosneb neljast peatükist. Esimeses peatükis käsitletakse volatiilsuse olemust aktsiabörsidel ning analüüsitakse volatiilsust ajalooliste kriiside ajal. Samuti uuritakse COVID-19 pandeemia perioodi. Teises peatükis antakse ülevaade aktsiaindeksite olemusest, töö uurimismeetodite valikust ning töös uuritavatest aktsiaindeksitest. Kolmandas peatükis koostab autor kirjeldava statistika, valimi andmed ning analüüsi struktuuri. Neljas peatükk hõlmab empiirilist analüüsi, modelleerimisprotsessi, uuringu tulemusi ning järeldusi.



# 1. VOLATIILSUSE TEOREETILINE KÄSITLUS

## 1.1. Volatiilsuse olemus

Volatiilsus on finantsmaailma käsitluses oluline ning keskne mõiste, millega võib rahanduse üldjoontes kirjeldada kõike, mis on muutuv ning muutlik. Volatiilsust saab defineerida veel ka kui vaadeldava objekti muutlikkust – mida rohkem muutuja hind antud ajaperioodil liigub, seda rohkem on teoreetilise käsitluse korral objekt volatiilne. (Daly 2008)

Volatiilsuse kalkuleerimiseks on mitmeid võimalusi, kasutatakse sageli standardhälbe ja dispersiooni omadusi. Samuti optioonide hinnamudelid ning ka beetakoefitsiendid. Volatiilsuse mõjude uurimiseks tuleks nende meetodite abil arvuatada volatiilsus mitmel erineval sagedusel või ajaperioodil ning saadud tulemustega seostatakse volatiilsust kõikumistega nii positiivses kui ka negatiivses suunas. Näiteks kui aktsiaturg tõuseb ja langeb pikema aja jooksul rohkem kui ühe protsendi, nimetatakse seda "volatiilseks" turuks. (Hayes 2021)

Volatiilsus on vältimatu turu osa, mis peegeldab fundamentaale, informatsiooni ning turu ootusi. Kõik need kolm tegurit on omavahel ka tihedalt seotud, sest volatiilsuse olulisus seisneb mitmetes erinevates faktorites ning need võivad kaasa tuua nii positiivseid kui ka negatiivseid aspekte. (Gregoriou 2009)

Volatiilsusest põhjustatud probleemseid situatsioone on mitmeid. Esiteks, kui varade hinnaliikumine on väga lühikese perioodi jooksul järsk, võib see kaasa tuua investorite pahameele ja püstitada mitmeid küsimusi, millele vastuseid on sageli leida keeruline, sest need peituvad teabes fundamentaalselt oluliste majandustegurite kohta. Taoline käsitlus võib endaga kaasa tuua investorite frustratsiooni ning samuti ka usalduse vähenemise antud turgude vastu, mis ahelreaktsioonina omakorda võib põhjustada kapitalivoo vähenemist aktsiaturgudele.

Teiseks, ettevõtete vaatenurgast on volatiilsus oluliseks teguriks pankroti tõenäosuse määramisel. Maksejõuetuse tõenäosus on sedavõrd suurem, mida suurem on käsitletava kapitalistruktuuri

volatiilsus. Kolmandaks mängib volatiilsus olulist rolli ostu-müügi vahe määramisel, mille kohaselt on objekti volatiilsus võrdelises liikumises turul esineva ostu- ja müügihindadega. Kui volatiilsus on suurem, siis on suurem ka hindade vahe – sellest tulenevalt mõjutab instrumendi volatiilsus ka turu likviidsust. Neljandaks volatiilsuse poolt mõjutavaks faktoriks on riskimaandamistehnikad, nagu näiteks portfellikindlustus, mille hinnad tõusevad kui esineb kõrgem volatiilsus.

Viiendaks viitab teoreetilise käsitluse kohaselt finants- ja majandusteooria sellele, et tarbija ja investor on riskikartlikud, millest tulenevalt peaksid suurema riskiga seotud majandustegevused olema madalama osalustasemega, tulenevalt kõrgema tõenäosusega ilmnevatest negatiivsetest investeerimistagajärgedest. Kui volatiilsus on väga kõrge, siis võib see aja jooksul organisatsioone, ettevõtteid ning investoreid ajendada eraldama suuremat protsenti olemasolevast kapitalist ekvivalentseteks investeeringuteks, mis võib kahjustada portfelli jaotamise tõhusust. Seega on eespool kirjeldatud tegureid silmas pidades õigustatud arutada volatiilsust ammendavalt ning põhjalikult. (Daly 2008)

## **1.2. Volatiilsus aktsiabörsidel**

Muutused turu volatiilsuse tasemes võivad avaldada märkimisväärset mõju kapitaliinvesteeringutele, tarbimisele ning teistele muutujatele, mis on äriotsuse osaks. Seega on aktsiaturgude volatiilsusel tegemist ka majanduse üldise tervisega. Asjaolu, et aktsiaturgude volatiilsus on otseselt seotud majanduse üldise tervisega saab tõlgendada läbi finantsvõimenduse. Aktsiahinnad on turul reeglina juhtivaks näitajaks, mis tähendab, et kui aktsiate hinnad langevad (näiteks võlakirja hindade suhtes) enne majanduslanguse algust ja ka selle ajal, siis selle tulemusena suureneb finantsvõimendus majanduselanguse vältel, põhjustades omakorda finantsvõimendusega aktsiate volatiilsuse suurenemist. (Schwert 1989)

On määratletud, et nii positiivse kui ka negatiivse suunaga tootluse hüpetel on erinev mõju USA aktsiabörside üldisele volatiilsusele, sest volatiilsus on reeglina suurem peale negatiivset hüpet, kui panna see võrdlusesse samas ulatuses esinevate positiivsete hüpetega. Aktsiabörsidel toimetamisega kaasnevad otseloomulikult ka riskid. Risk on aktsiabörsi keskne termin ning riski/tulu kompromissist aru saamine ning selle termini mõistmine on varade tasakaalulise

hinnakujunduse vaatenurgast ülimalt oluline. Riskide mõõtmise üheks parimaks vahendiks turu tasandil finantsteoorias ongi just nimelt volatiilsus. (Ederington, Guan 2009)

Levinud üldine mõõde aktsiaturgude volatiilsuse hindamiseks on tootluse standardhälve. Tegemist on lihtsa, kuid kasuliku volatiilsuse mõõtmise vahendiga, sest see võtab instrumentide tootluse puhul kokku äärmuslike väärtuste tõenäosused. Seega kui valimi standardhälve on suur, siis on ka tegemist tõenäoliselt kõrge volatiilsusega, sest suure standardhälve puhul on tegemist järelikult suure tulumäära kõikumise ilmnemisega. (Daly 2008)

### **1.3. COVID-19 pandeemia periood**

Inimliikumine, keskkonnategurid, kiire rahvastiku kasv, ebapiisavad sanitaartingimused, vaesus ja inimtegevuse mõju ökosüsteemile üldiselt on viimasel ajal tunduvalt suurendanud nakkushaiguste tekkevõimalust ja pandeemiate teket. 2019. aasta lõpus Hiinast alguse saanud COVID-19 puhang levis kolme kuni nelja kuuga üle kogu maailma. See on põhjustanud haavatust, ebamäärasusi ja seganud peaaegu kõigi elu. Paralleelselt koroonapandeemiaga käib kaasas ka mitmesugust erinevat informatsiooni, luues inimestes erinevaid arvamusi ja arusaame, mis omakorda levitab hirmu ja ärevust, vallandades ühtlasi ülemaailmse majanduskriisi. (Koley, Dhole 2021)

Olukord pani valitsusi rakendama radikaalseid meetmeid. Pandeemiast põhjustatud probleeme majanduslike tagajärgede osas on raske üheselt defineerida, sest paljud ettevõtted on COVID-19 pandeemia perioodil pidanud oma äritegevust ulatuslikult piirama või tegevuse koguni peatama. Leibkonnad on viiruse leviku tõkestamiseks pidanud piirama sotsiaalset suhtlust ning jääma kodudesse. Säärane paratamatu majanduse pärssimine ning seiskamine vallandavad ahelreaktsiooni, mille tulemusena avaldatakse mõju kogu finantsstabiilsusele kõigis valdkondades kõigil tasanditel ja selle mõju ulatus on suuresti teadmata. (Gormsen, Koijen 2020)

Käesoleva bakalaureusetöö COVID-19 pandeemia aegsel perioodil on Ameerika Ühendriikides ajavahemikus 15.02.2020 – 31.12.2021 kinnitatud 56 326 554 koroonaviiruse juhtumit, sealhulgas kinnitatud surmade arv koroonaviiruse põdemise tagajärjel on 847 579. Suremuse protsendiks kõikidest nakatunutest kujuneb statisticateenuseid pakkuva veebisaidi Worldometer andmetel ligikaudu 1,5% suuruseks. (Worldometer 2022)

Koroonaviiruse näol on tegemist tõsiselt laastava ning kergesti nakkava viirusega, millest tulenevalt on mõjutatud kõik eluvaldkonnad, kaasaarvatud aktsiaturud, kuhu kandus 2020. aasta märtsikuu keskpaigaks kõrge tasemega volatiilsus. Kõrge volatiilsuse tase hakkas taanduma 2020. aasta märtsi lõpus ja aprilli lõpus langes järsult, kuid siiski jäi sellegipoolest tunduvalt üle pandeemiaeelse taseme. (Baker et al. 2020) Nendest tähelepanekutest ajendatuna uurib autor COVID19 pandeemia aegset aktsiaindeksite volatiilsust võrreldes varasema perioodiga.

## 1.4. Volatiilsus ajalooliste kriiside ajal

Kriisid ning pandeemiad käivad reeglina käsikäes finantsturgudel esineva volatiilsusega. Kui ilmneb mõni kriis või pandeemia ükskõik millisel tasemel, siis leiavad aset ka hüpped börside volatiilsuse tasemetes, märkimisväärsed muutused toimuvad tugevamate šokkide resultaadina. COVID-19 ei ole esimene pandeemia, mis on maailmas aset leidnud. Inimkond on nakkushaigustega silmitsi seisnud tuhandeid aastaid ja kunagi olid taolised pandeemiad peamisteks surmapõhjusteks kogu maailmas. Epideemiaid seostati ülerahvastatuse, kesise hügieeni mehhanismi ning halbade sanitaartingimustega, kuid sellegipoolest ei levinud pandeemiad taolisel määral üle kogu maailma. Transpordivahendite innovatsiooni käigus tekkinud võimalused reisida laevade ning lendudega võimaldas kohalikul haiguspuhangul levida kogu maailmas ja võtta pandeemia kuju. Esimene pandeemia sai alguse gripist, mis hakkas levima 1968. aastal lennureiside kaudu. Sellele järgnes 1969. aastal ägeda hemorraagilise konjunktiviidi epideemia, mille levik leidis omakorda aset peamiselt rahvusvaheliste lennujaamade vahel. Seda loetakse moodsa epideemiade ajastu koidikuks, mille raames võisid ühes riigis eksisteerivad nakkused levida lühikese aja jooksul teise riiki. (Koley, Dhole 2021)

2020. aasta märtsikuu keskpaigas konkureerisid või koguni ületasid volatiilsustasemed Ameerika Ühendriikides viimatisi sarnaseid tulemusi, mis esinesid 1987. aasta oktoobris ning 2008. aasta detsembris (Baker et al. 2020). Autorid Baker, Bloom, Davis ja Sammon uurisid enda poolt koostatud kodeerimisjuhendi (Baker et al. 2020) järgi andmeid USA aktsiaturu päevaste liikumiste kohta, kaardistades päevi, mille vältel volatiilsuse hüpped osutusid suuremaks kui 2,5% võrra alla või üles. Võttes arvesse seda kriteeriumit ning järgides kodeerimisjuhendi üksikasju toimus 2. jaanuarist 1900 kuni 2020. aasta 30. aprillini autorite andmetel börsil 1143 volatiilsuse hüpet. Kui jätta välja antud 120. aasta pikkusest ajaperioodist suurusjärgus 2 viimast kuud, mis peegeldavad Ameerika Ühendriikides juba COVID-19 pandeemia aega, siis ei ole andmed täheldanud perioodi jooksul märgatavaid volatiilsuse hüppeid, mis oleksid üheaegselt suuremad kui 2,5 protsendipunkti ning oleks otseselt mõjutatud mõnest nakkushaiguse puhangust. (*Ibid.*)

Võttes arvesse kahe aasta võrra pikemat perioodi, leiavad analüüsi tulemused neli volatiilsuse hüpet enne sakslaste vahele sõlmimist liitlastega 11. novembril 1918 ning seitse hüpet leidis aset enne Versailles' rahulepingu allkirjastamist 28. juunil 1919. aastal. Väljaanne „Wall Street

Journal“ liigitab seitsmest hüppest neli peamiselt või teisejärguliselt sõjast tulenevate põhjuste hulka. Lühidalt öeldes, ei ole viimase 120 aasta pikkuse ajaperioodi vältel ükski nakkushaiguste episood kutsunud börsidel esile sarnaseid igapäevaseid volatiilsuse kõikumisi, mis oleksid võrreldavad 2020. aasta reaktsiooniga COVID-19 pandeemia arengutele. Varasematel perioodidel on esinenud küll mitme nädala või kuu vahemikus toimunud suuri langusi või tõuse, kuid COVID-19 periood paistab ainulaadselt silma igapäevaste suurte kõikumistega, mis on tiheda sagedusega. (*Ibid.*)

#### **1.4.1. Hispaania gripp**

1918. aasta kevadel tekkis Hispaania gripi esimene laine, mis kestis samal ajal Esimese maailmasõja viimaste etappidega. Gripi teine laine leidis aset 1918. aasta septembrist kuni 1919. aasta veebruarini, ehk kattus sõja lõpu ja vägede demobiliseerimise protsessiga. Ohtliku gripi resultaadina ilmnis finantsturgude volatiilsuses põhjendatult tugev liikumine. Hispaania gripp, inglise keeles tuntud ka kui „Spanish Flu“, oli vastutav umbes 2% maailma elanikkonna surmas. Pannes eelneva teguri võrdlusesse praegu COVID-19 pandeemiaga, siis on koroonaviiruse suremus-näitaja suurus ainult 1/25 Hispaania gripi näitajast. (Barro, Ursua and Weng, 2020)

Ajalugu kordab ennast, kuid mitte alati samamoodi. Volatiilse tase Hispaania gripi ajal 1918. aastal oli samuti väga kõrge oma aja kohta, kuid Hispaania gripp kujunes välja väga erinevas majanduslikus, sotsiaalses ning poliitilises olukorras võrreldes praegusega. Põllumajandus ning töötlev tööstus moodustasid tol ajal koguni 61% tööhõivest, mis on väga suur protsentuaalne osa, võrreldes praeguse ajaga, kui põllumajandus ning töötlev tööstus moodustavad umbes 10% tööhõivest (Velde, 2020). Poliitiline sekkuvus ning valitsuse piirangud kommertstegevusele ning elukorraldusele olid Hispaania gripi ajal märgatavalt leebemad, kitsama haardega ning lühema kestusega, kui seda on olnud COVID-19 pandeemia perioodil. (Baker et al. 2020) Seega need on põhjusteks, miks olid Hispaania gripi ajal volatiilsuse näitajad võrdlemisi kõrged, kuid mitte nii kõrged kui need on tänapäevaste tugevate volatiilsuse šokkide korral.

#### **1.4.2. Influenza**

Influenza gripp on viirusnakkus, mis ründab inimese hingamisteid, milleks on nina, kurk ja kopsud. Seda peetakse üldjoontes tavaliseks gripiks, kuid see ei ole samade omadustega, nagu

näiteks kõhuviirused. (Mayo Clinic ... 2021) Influenza põhjustas 20. sajandil finantsturgudel mõnevõrra madalat volatiilsust, olenemata asjaolust, et Ameerika Ühendriikide Haiguste Ennetamise ja Tõrje Keskuse hinnangul põhjustas gripipandeemia 1957.-1958. aastatel USA's 116 000 inimese surma (Centers ... 2019) ning 1968. aastal 100 000 inimese surma (Centers ... 2019). Rahvaarvu järgi suuremuse protsendi arvutamine aastatel 1957-1958 annab tulemuseks 0,067 protsenti ja 1968. aastal 0,05 protsenti. Gripi ohtlikkusest tingitud tegurite mõju kandus küll edasi ka finantsturgudele, mis olid oma aja kohta mõnevõrra mõjutatud ning volatiilsust esines, kuid pannes eelnevalt väljatoodud suuremuse numbrid võrdlusesse praeguse COVID-19 pandeemia perioodiga, on 2020. aasta 1. juuni andmetel Ameerika Ühendriikide liigne suuremuse koroonaviiruse pandeemia episoodi ajal olnud 0,02 protsenti elanikkonnast, mis on märgatavalt väiksem, kui eelmise sajandi gripipandeemia ajal. (Baker et al. 2020) Sellegipoolest ei olnud volatiilsus kordagi nii kõrge Influenza ajal kui see on olnud viimase 2 aasta jooksul.

Ameerika Ühendriikide ülemäärane suuremuse 1957. aastast kuni 1958. aastani oli 3,3 korda suurem, kui COVID-19 perioodil, ning 1968. aasta gripipandeemia ajal oli suuremuse 2,5 korda suurem. Sellest olenemata, rõhutab Ferguson (2020), et 1957-58 ilmnenu pandeemia ei avaldanud majandustegevusele olulist mõju ja seda ei seostatud ka makromajanduslike teguritega. Ei toimunud igapäevaseid suuri volatiilsuse kõikumisi aktsiaturul. Neid näitajaid põhjendatakse peamiselt sellega, et tol ajal ei olnud informatsiooni liikumine niivõrd hea ja teave pandeemiade kohta on praegu maailmas palju rikkalikum ja levib tohutult kiiremini, kui sajand varem. Selle asjaolu raames on koroonaviirusel pandeemia perioodil olnud börside volatiilsusele tugevam mõju, mis on olnud ajaliselt kontsentreeritum ja on põhjustanud tõenäolisemaid ning tihedamaid aktsiaturgude hüppeid ning suurt volatiilsust, võrreldes varasemate grippidega. (*Ibid.*)

## **1.5 Volatiilsuse modelleerimine**

Volatiilsus on märkimisväärselt oluline empiiriliste ning teoreetiliste uuringute objekt, mida saab modelleerida paljude erinevate volatiilsuse mudelitega ning mille tulemusena avaldub finantsturgudel esineva volatiilsuse modelleerimise tulemusena kasulikku informatsiooni. Enne kindlate aegridade volatiilsuse modelleerimist on oluline viia läbi eeltöö, mille hulka kuulub mitmete parameetrite hindamine ning testide läbiviimine.

Kui töö eesmärk on näiteks modelleerida volatiilsust GARCH mudeli abil, siis tuleb esmalt välja selgitada ning kindlaks teha, et käsitletavas mudelis esineks aegridades statsionaarsus, et vältida ebaadekvaatset regressiooni uurimistulemuste hindamisel. Seejärel tuleb testida autokorrelatsiooni ning oluline on välja selgitada ARMA mudeli optimaalse viitaegade summa ning oluline on valida ka informatsioonikriteeriumite järgi kõige sobivamat järku ARMA mudel. Peale nende tingimuste täitmist on tulemuste parimaks optimeerimiseks veel reeglina oluline läbi viia ka heteroskedastiivsuse testimine ning ARCH efekti olemasolu testimine, mille abil kinnitatakse GARCH mudeli kasutamise vajadus. (Wang *et al.* 2021)

Volatiilsuse modelleerimisel on oluline silmas pidada ka seda, et omavahel on selgesti eristatud vaadeldavate finantsinstrumentide hinnad ja tootlused. Peamiseks komponendiks varade juhtimise käsitluses ning finantsinstrumentide volatiilsuse arvutamise ning modelleerimise puhul on just nimelt tootlus, mitte hind. Tootluseid on finantsvarade puhul mõistlikum kasutada, sest need on ühikuvabad ja see aitab hoiduda liigest andmestiku laialivalgumisest, ühikuvabasid andmeid hinnata on uuringu kontekstis mõnevõrra lihtsam. (Brooks 2019)

Liigitamisel jagatakse volatiilsus kahte tüüpi kategooriasse: ajalooline volatiilsus ning eeldatav volatiilsus. Esimene neist, nagu nimigi ütleb, käsitleb põhimõttelist ning lihtsat volatiilsust, mille modelleerimise tulemusena on näiteks võimalik kindlate ajavahemike jooksul hinnata tootluste muutlikkust ning mille abil on võimalik võtta lähtudes varasematest perioodidest seisukohti volatiilsuse edasises liikumises. Eeldatav volatiilsus aga omakorda viitab otseselt tulevikule orienteeritud volatiilsuse hindamisele. Eeldatava volatiilsuse kalkuleerimisel kasutatakse näiteks optioonide tootluseid ning nende modelleerimise tulemusena ammutatakse informatsiooni, mis võimaldavad eeldatavat volatiilsust hinnata tulevikus. (Chen 2020)



## **2. AKTSIAINDEKSID JA ANDMESTIK**

### **2.1. Aktsiaindeksite olemus**

Aktsiaindekseid on võimalik oma olemuselt defineerida mitmel erineval viisil. Eelkõige on aktsiaindeks aga aktsiate kogum, mis on loodud kindla aktsiaturu kui terviku või siis mõnel juhul koguni ka konkreetse turusegmendi või majandusharu kajastamiseks, et määratleda olukorda eri sektorites, turgudel ning ka üldises majanduses. (The Street ... 2022) Seega on aktsiaindeksid mõeldud turu või turu osa esindamiseks ning investorid kasutavad neid reeglina võrdlusalustena, millega võrrelda investeringute seisukohti ning portfelli tootlust (Tretina, Schmidt 2022). Teisisõnu võib aktsiaindeksit määratleda ka kui hüpoteetilist portfelli, mis on kokku pandud ja avalikult jälgitav. Indeksite abil saab peale muude finants- või majandusandmete mõõta ka näiteks inflatsiooni, intressimäärasid ning erinevate tööstuste ning tootmiste informatsiooni. (Kennedy 2021)

### **2.2. Töös kasutatavad aktsiaindeksid**

#### **2.2.3. Nasdaq Composite**

Nasdaq Composite Index ehk Nasdaq liitindeks on 5. veebruari 1971. aastal asutatud laiapõhjalise kaalutud kapitalisatsiooniga aktsiaturuindeks kõigis kolmes NASDAQ-i astmes: Global Secret, Global Market ja Capital Market. Nasdaq liitindeks on tuntud tehnoloogiaga seotud ettevõtete poolest. Indeks hõlmab täpsemalt kõiki Nasdaq börsil kaubeldavaid ettevõtteid, paljud neist seotud interneti või tehnoloogiaga. Sellest tulenevalt usaldatakse Nasdaq liitindeksit sageli tehnoloogiasektori aktsiate tootluse mõõtmiseks. (Baker 2022)

2022. aasta märtsi seisuga on Nasdaqis noteeritud 3636 ettevõtet. Põhjuseks, miks indeksisse nii palju ettevõtteid kuulub, on asjaolu, et indeks on disainitud esindama tervet Nasdaq aktsiaturgu,

mitte ainult suurimaid ettevõtteid. Seetõttu on indeksisse kuuluvate ettevõtete arv üsna muutlik, ning lahkumiste ja sisenemiste arv turuindeksisse sagedane. (Frankel 2022)

Tabel 1. Nasdaq Composite 10 suurima turukapitalisatsiooniga ettevõtet 06.04.2022 seisuga:

Ettevõte	Turukapitalisatsioon (tuh \$)
1. Apple Inc	2 856 881 280
2. Microsoft Corp	2 330 625 760
3. Alphabet Cl A	1 858 531 520
4. Amazon.com Inc	1 669 568 000
5. Tesla Inc	1 095 914 240
6. Nvidia Corp	650 868 096
7. Meta Platforms Inc	631 054 976
8. Asml Holdings NY Reg ADR	264 904 464
9. Costco Wholesale	254 995 648
10. Pepsico Inc	231 415 379

Allikas: Autori arvutused Nasdaq Composite andmetel

Nagu näitab tabel 1, kuuluvad Nasdaq Composite aktsiaindeksisse mitmed maailma suurimate ettevõtete aktsiad, mis on laialdaselt tuntud ning kiire arenguga ettevõtted, kellest paljud on seotud interneti või tehnoloogiaga.

### 2.2.2. Russell 2000

Russell 2000 indeksi loodi 1984. aastal ja see oli esimene väikese kapitaliga aktsiate võrdlusindeks (The Street 2022). Russell 2000 viitab aktsiaturuindeksile, mis jälgib USA börsil noteeritud 2000 väikseima kapitalisatsiooniga ettevõtete aktsiate tootlust, lähtudes Russell 3000 aktsiaturuindeksist. Russell 2000 indeksit on laialdaselt peetud USA majanduse lipulaevaks ning võrdlusaluseks, sest see keskendub väiksematele USA turul tegutsevatele ettevõtetele. (Corporate ... 2020) Antud indeksit haldab Londonis tegutsev FTSE Group ning Russell 2000 aktsiaturuindeksi põhimõtte alusel moodustavad indeksi ettevõtted, mille turukapitalisatsioon on vahemikus 300 miljonit dollarit – 15 miljardit dollarit (The Street 2022). Selleks, et pääseda avalikku Russell 2000 nimekirja, peab ettevõtte näitama üles tugevaid iga-aastaseid tulu ning rahavoo numbreid, samuti olema suuteline tõestama avalikku nõudlust oma toodete või teenuste järele.

Tabel 2. Russell 2000 indeksi 10 suurima turukapitalisatsiooniga ettevõtet 06.04.2022 seisuga:

Ettevõte	Turukapitalisatsioon (tuh \$)
1. Avis Budget Group	14 877 864
2. Ovintiv Inc	13 264 635
3. Chesapeake Energy Corp	11 353 928
4. AMC Entertainment Holdings Inc	10 887 729
5. Mp Materials Corp	9 669 787
6. Antero Resources Corp	9 549 751
7. Bj's Wholesale Club Holdings Inc	9 155 074
8. Tetra Tech Inc	8 879 055
9. Biohaven Pharmaceutical Holding Ltd	8 850 433
10. Tenet Healthcare Corp	8 595 508

Allikas: Autori arvutused Russell 2000 andmetel

Nagu näitab tabel 2, kuuluvad Russell 2000 aktsiaindeksisse võrdlemisi väiksema turukapitalisatsiooniga ettevõtted võrreldes teiste töös kasutatavate aktsiaindeksite ettevõtetega.

#### 2.2.4. S&P 500

S&P 500 turuindeks loodi 4. märtsi 1957. aastal ning tol ajal oli tegemist esimese turuväärtusega kaalutud aktsiaturu indeksiga. S&P 500 indeks hõlmab 500 juhtivat ettevõtet kõikide sektorite peale USA majanduses ning katab ligikaudu 80% turukapitalisatsioonist. (S&P Dow Jones Indices 2022) Sooviga S&P 500 liituda, peab olema antud ettevõtte korrigeerimata turukapital vähemalt 14,6 miljardit dollarit. (*Ibid.*) Nagu ka eelnevalt mainitud, siis kasutab S&P 500 kapitalisatsiooniga kaalutud indeksit, mis annab suurema turukapitalisatsiooniga ettevõtetele suurema protsendimäära. Aktsia kaalu arvutatakse:

$$\text{Ettevõtte aktsiakaal S\&P 500 aktsiaindeksis} = \frac{\text{Ettevõtte turukapitalisatsioon}}{\text{Kõikide ettevõtete turukapitalisatsioonide summa}}$$

Ettevõtte turuväärtuste arvutamiseks võetakse aluseks hetkelised aktsiahinnad ning korrutatakse selle ettevõtte poolt avalikult pakutavate aktsiatega. Iga ettevõtte osakaalu indeksis arvutatakse, võttes ettevõtte turukapital ja jagades selle indeksi turu kogukapitaliga. S&P 500 indeksis võetakse iga ettevõtte osakaal indeksis ning jagatakse selle ettevõtte turukapitalisatsioon S&P 500 indeksi kogukapitalisatsiooniga. (Kenton 2022)

Tabel 3. S&P 500 indeksi 10 suurima turukapitalisatsiooniga ettevõtet 06.04.2022 seisuga:

Ettevõte	Turukapitalisatsioon (tuh \$)
1. Apple Inc	2 856 881 280
2. Microsoft Corp	2 330 625 760
3. Alphabet Cl A	1 858 531 520
4. Amazon.com Inc	1 669 568 000
5. Tesla Inc	1 095 914 240
6. Berkshire Hathaway Inc	763 460 224
7. Nvidia Corp	650 868 096
8. Meta Platforms Inc	631 054 976
9. Unitedhealth Group Inc	487 159 872
10. Johnson & Johnson	468 277 712

Allikas: Autori arvutused S&P 500 andmetel

Nagu näitab tabel 3, kuuluvad S&P 500 aktsiaindeksisse sarnaselt Nasdaq Composite aktsiaindeksiga mitmed maailma suurimate ettevõtete aktsiad, mis on laialdaselt tuntud ning kiire arenguga ettevõtted, olles samal ajal USA kümne suurima ettevõtte seas turukapitalisatsiooni alusel.

### 2.2.1. NYSE Composite

NYSE Composite Index (NYA) ehk New Yorgi börsi koondindeks loodi 1966. aastal ning indeks korrigeeriti ning taaskäivitati 2003. aastal, kasutades uut ning paremat meetodikat (Gordon 2022). New Yorgi börsi koondindeks on korrigeeritud turukapitalisatsiooniga kaalutud indeks, mis omakorda koosneb New Yorgi börsil (New York Stock Exchange) noteeritud ettevõtete aktsiatest. Samuti mõõdab see kinnisvarainvesteeringute fonde, välismaiseid noteeringuid ning Ameerika depootunnistusi. Indeks on loodud jälgimaks kõigi NYSE börsil noteeritud aktsiate liikumist ning mõõdab aktsiate turuväärtuse koondmuutusi. NYSE Composite Index osad on kaalutletud vaba turukapitalisatsiooni alusel ning arvutatakse nii hinna kui ka kogutootluse alusel, mis sisaldab ka dividende. (NYSE 2018) NYSE koondindeksil on kaks tugevat kasutegurit investori vaatenurgast. Üheks on indeksis peamiselt esinevad suurettevõtted, mis on üldiselt tuntud ning kindla struktuuri ja järelevaatega ettevõtted, sest kõik indeksis sisalduvad komponendid peavad vastama börsi rangetele noteerimisnõuetele. Teiseks on indeksi globaalne hajutamine, kuna indeks sisaldab rahvusvahelisi ettevõtteid, mis moodustavad ligi ühe kolmandiku kogu turukapitalisatsioonist. (Corporate ... 2020)

Tabel 4. NYSE Composite 10 suurima turukapitalisatsiooniga ettevõtet 04.04.2022 seisuga:

Ettevõte	Turukapitalisatsioon (tuh \$)
1. Berkshire Hathaway Inc	761 160 000
2. Chevron	323 060 000
3. Bank of America	320 505 555
4. Alibaba ADR	298 313 333
5. AbbVie	294 404 444
6. Coca-Cola	272 797 777
7. Accenture	212 454 444
8. Abbott Labs	208 414 444
9. Danaher	205 737 777
10. BHP Billiton Ltd ADR	192 459 394

Allikas: Autori arvutused S&P 500 andmetel

Nagu näitab tabel 4, kuulub NYSE Composite aktsiaindeksisse samuti väga suure turukapitalisatsiooniga ettevõtete aktsiaid, mis on laialdaselt tuntud ning kiire arenguga ettevõtted.

### 2.2.5. Russell 3000

Russell 3000 aktsiaturuindeksi esimene kauplemise kuupäev on 1. jaanuar 1984. aastal ning tänaseni mõõdab see 3000 suurima USA ettevõtte aktsiatootlust. Antud indeks sisaldab endas umbes 98% kogu USA's noteeritud aktsiaturust. Russell 3000 indeksi objektiivne ülesehitamise meetoodika pakub täielikku ning neutraalset ülevaadet USA aktsiaturust ning selle aluseks olevatest turusegmentidest. (FTSERussell 2022) Antud indeks, mida haldab samuti Londonis tegutsev FTSE Russell Group, on aluseks Russell 1000 ja Russell 2000 indeksite ettevõtetele ning komponentidele (Birken, Curry 2022). Russell 3000 turuindeksi koosseisu uuendatakse iga-aastaselt mais ja juunis, et tagada indeksi kindel täpsus, kvaliteet ning uute ja kasvavate ettevõtete aktsiate kaasamine. Antud indeksi modulaarne turusegmenteerimine annab pidevalt ülevaadet turu hetkeseisust ja annavad teavet indeksi varade jaotamise optimaalsusest. (FTSERussell 2022)

Tabel 5. Russell 3000 indeksi 10 suurima turukapitalisatsiooniga ettevõtet 06.04.2022 seisuga:

Ettevõte	Turukapitalisatsioon (tuh \$)
1. Apple Inc	2 856 881 280
2. Microsoft Corp	2 330 625 760
3. Alphabet Cl A	1 858 531 520
4. Amazon.com Inc	1 669 568 000
5. Tesla Inc	1 095 914 240
6. Berkshire Hathaway Inc	761 160 000
7. Nvidia Corp	650 868 096
8. Meta Platforms Inc	631 054 976
9. Asml Holdings NY Reg ADR	264 904 464
10. Costco Wholesale	254 995 648

Allikas: Autori arvutused Russell 3000 andmetel

Nagu näitab tabel 5, kuuluvad Russell 3000 aktsiaindeksisse samuti mitmed maailma suurimate ettevõtete aktsiad ning USA mastaabis esineb seal 3000 suurima ettevõtte aktsiaid ja tabelis 5 on välja toodud kümme suurimat, mille seas on üsna suure turukapitalisatsiooniga samuti tehnoloogia ettevõtted.

## 3. METOODIKA JA UURIMUSE ETAPID

### 3.1. Uurimismeetodid

Käesoleva töö puhul on tegemist volatiilsuse modelleerimisega ning finantsaegridade modelleerimise puhul sobivad selleks mitmed mudelid, kuid enne kindlate uurimismeetodite määratlemist on oluline kindlaks teha head volatiilsuse mudelid, mudelite abil peab olema võimalik uuringut läbi viia ning see peab endas hõlmama arvestatavaid faktoreid ning parameetreid. Volatiilsuse mudelid peaksid endas peegeldama aktsiahindade volatiilsuse kindlaid statistilisi omadusi ning fakte, mis on empiiriliste uuringute näol tõestatud – teisisõnu peaks mudelid sisaldama stiliseeritud faktoreid. (Engle, Patton 2000) Volatiilsuse modelleerimisega kaasnevad omadused ning stiliseeritud faktorid mõjutavad uuringu täpsust ning volatiilsuse tulemuslikkust, seega on tähtis antud töö raames volatiilsust mõjutavatele omadustele uurimismeetodite raames tähelepanu pöörata.

#### 3.1.1. ARMA mudel

ARMA mudel on tuntud autoregressiivse libiseva keskmise protsessina ning AR (autoregressiivse) ja MA (liikuva keskmise) mudelite kombinatsioonina. ARMA mudelit formuleeritakse järgnevalt:

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \epsilon_t + \sum_{i=1}^q \beta_i \epsilon_{t-i}$$

Antud võrrand on abivahend finantsaegridade modelleerimiseks, kus:

$y_t$  - tähistab perioodi  $t$  vaadeldavat muutujat,

$\epsilon_t$  – sõltumatu vealiige,

$\alpha$  ja  $\beta$  – määramata nullist erinevad koefitsiendid,

ARMA mudeli abil saab määratleda muutujaid, mida mõjutavad nii minevikus, olevikus kui ka tulevikus ilmnevad juhuslikud tegurid. (Wang *et al.* 2021)

Taoline omadus annab ARMA mudelile sobivuse aegridade uurimiseks, eeldusel et aegread on statsionaarsed ja selle liikmed sõltuvad libiseva keskmise protsessist ning ARMA mudeli eelnevatest liikmetest. See loob omakorda eelduse, mille kohaselt eelnevad mudeli liikmed lisavad omapoolset mõju käsitletavale olemasolevale lineaarsele väärtusele ning kombinatsioonina on mõjutatud ka juhuslike valget müra peegeldavate komponentide poolt. ARMA mudelid on sobivaks aluseks ARCH tüüpi mudelitele. (Brooks 2014)

### 3.1.2. ARCH mudel

ARCH mudel (autoregressive conditional heteroskedasticity) on Engle (1982) poolt välja töötatud finantsaegridade volatiilsuse modelleerimise protsessi mudel. Traditsioonilises ökonomeetrias eeldatakse, et dispersioon juhusliku suuruse puhul on konstantne, kuid tegelikkuses ilmneb finantsaegridades heteroskedastilisus, mille kohaselt on andmete stabiilsus kohati muutlik ning seetõttu lõi Engle ajalise variatsiooni hindamiseks ARCH mudeli. (Wang *et al.* 2021) ARCH mudelis ei korreleeru jääkliimed omavahel, kuid on sellegipoolest üksteisest sõltuvad, millest tulenevalt on vealiikme sõltuvust võimalik kirjeldada selle eelnevatest väärtustest võetava ruutfunktsiooniga. (Tsay 2002)

ARCH (q) mudeli võrrandiks on (Brooks 2014):

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

milles sisalduvad komponendid sümboliseerivad:

$\sigma_t^2$  – tinglik dispersioon,

$\alpha^0$  – konstant,

$\alpha$  – parameetrite hinnangud,

$\alpha_1 u_{t-1}^2$  – jääkliikme ruut,

q – viitaeg.

### 3.1.3. GARCH mudel

ARCH mudeli täiendusena pakkus Bollerslev (1986) välja üldistatud GARCH mudeli, mis on võrreldes varasema ARCH mudeliga volatiilsuse modelleerimise puhul oma omadustelt



võrdlemisi parema prognoosivõimega, kuna see suudab kõrgete järkudega ARCH protsessi hinnata madalate GARCH järkudega, võttes teisisõnu kokku mahuka ARCH protsessi. (Wang *et al.* 2021) GARCH mudel loob eeldused tingimusliku dispersiooni sõltuvusele mudeli enda varasematest viitaegadest ning tingimusliku dispersiooni üldist GARCH (1,1) võrrandit on määratletud järgmiselt:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

kus

$\sigma_t^2$  – tinglik dispersioon,

$\alpha_0$  – konstant,

$\alpha_1, \beta_1$  – parameetrid,

$u_{t-1}^2$  – jääkliikme ruut eelneval perioodil,

$\sigma_{t-1}^2$  – volatiilsus eelmisel perioodil

Antud valemis sümboliseerib omakorda  $\alpha_1 u_{t-1}^2$  eelneva perioodi volatiilsust ehk ARCH elementi ning  $\beta_1 \sigma_{t-1}^2$  eelmise perioodi dispersiooni ehk GARCH elementi. GARCH mudel on laialdasemalt kasutatav võrreldes ARCH mudeliga, sest GARCH mudelis on võimalik kajastada ja tõlgendada heteroskedastilisust ning eelis ARCH mudeli ees seisneb veel ka selles, et see on täpsem ning väldib tunnuste ülepaigutamist, mille tulemusena rikub GARCH mudel väiksema tõenäosusega mittenegatiivsuse piiranguid. (Brooks 2014) Isegi kui aegridade analüüsil on aktsiaindeksite tootluste arvutamisel tootluse andmed märkimisväärselt kallutatud, siis on GARCH mudel selle jaoks üks tõhusamaid modelleerimise tööriistu (Wang *et al.* 2021).

### 3.2. Valimi andmed ja meetodika

Töös on kasutatud 5 Ameerika Ühendriikide börsi aktsiaindeksi päevaseid sulgemishindu, mis kuuluvad autori poolt määratletud ajavahemikesse. Perioodid on töös omavahel võrreldavad ning jaotatud järgnevalt:

1. periood: 01.01.2018 – 31.12.2019 ehk defineerime perioodi kui kahe aastast vahemikku enne COVID-19 pandeemia algust

2. periood: 01.01.2020 – 31.12.2021 ehk defineerime perioodi kui kahe aasta pikkust vahemikku COVID-19 pandeemia ajal

Töös kajastatavad sulgemishindade valuutaks on dollar, ning viie aktsiaindeksi hinnad on ajaperioodide lõikes moodustatud aegriks. Autori poolt töös uuritavad aktsiaindeksid on Nasdaq Composite (IXIC), Russell 2000 (RUT), S&P 500 (GSPC), NYSE Composite (NYA) ning Russell 3000 (RUA). Aktsiaindeksite päevased sulgemishinnad on saadud Eikoni andmebaasist. Aegriks moodustamiseks kasutatavad mudelid hindavad ajaperioodi jooksul vaadeldavate hindade volatiilsust ning muutujate vahelisi seoseid, kuid mudelid võivad eeldada, et muutujate vahelised seosed püsivad kogu perioodi jooksul muutumatutena, seega oleks oluline enne ajaperioodide võrdlemist uurida, kas kogu ajavahemikus (01.01.2018 - 31.12.2021) esineb murdepunkt. Nii saame vältida prognoosivigu ning üldist ebausaldusväärset. Volatiilsuse modelleerimine ning analüüsi protsessid viib autor läbi statistikatarkvaras Gretl, tuginedes GARCH tüüpi mudelile.

### **3.3. Analüüsi struktuur**

Nagu eelnevas alapeatükis määratletud, uurib autor kahte omavahel võrreldavat ajaperioodi 01.01.2018 – 31.12.2019 ning 01.01.2020 – 31.12.2021. Valimiga tegeledes on antud töö raames esmalt oluline määratleda murdepunkt ning selle leidmiseks ning tõestamiseks kasutab autor Gretli statistikaprogrammis Chow testi, mis hindab iga perioodi koefitsientide ning kasutab valimiväliseid prognoosivigu, arvutades selle tulemusena F-test, mis võrdleks omavahel kahe perioodi hinnanguliste koefitsientide stabiilsust. (Aptech 2022) Chow testi puhul ilmneb küll tõsiasi, et murdepunkt peab olema kindlaks määratud enne testi rakendamist, kuid kuna koroonaviiruse leviku algusaeg on umbkaudselt teada, seadis autor potentsiaalseks murdepunktiks kuupäeva 02.01.2020 ning kontrollib potentsiaalse murdepunkti olulisust.

Tabel 6. Töös kasutatavate aktsiaindeksite Chow testi tulemused

<b>Indeks</b>	<b>Chow testi tulemus</b>
Nasdaq Composite (IXIC)	Chow test for structural break at observation 2020-01-02 F(2, 1005) = 18276,8 with p-value 0,0000
Russell 2000 (RUT)	Chow test for structural break at observation 2020-01-02 F(2, 1005) = 12870,4 with p-value 0,0000
S&P 500 (SPX)	Chow test for structural break at observation 2020-01-02 F(2, 1005) = 12059,4 with p-value 0,0000
NYSE Composite (NYA)	Chow test for structural break at observation 2020-01-02 F(2, 1005) = 11301,2 with p-value 0,0000
Russell 3000 (RUA)	Chow test for structural break at observation 2020-01-02 F(2, 1005) = 13989,6 with p-value 0,0000

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Tabelist 6 loetavad Chow testi tulemused väljendavad kõigi aktsiaindeksite puhul p-väärtuseid, mis osutuvad olulisuse nivool 1% tõepoolest oluliseks, mille resultaadina on kinnitatud parameetrite stabiilsus ning perioodide jaotamine COVID-19 eelseks ning COVID-19 pandeemia aegseks perioodiks kuupäevalise murdepunktiga 02.01.2020 on põhjendatud.

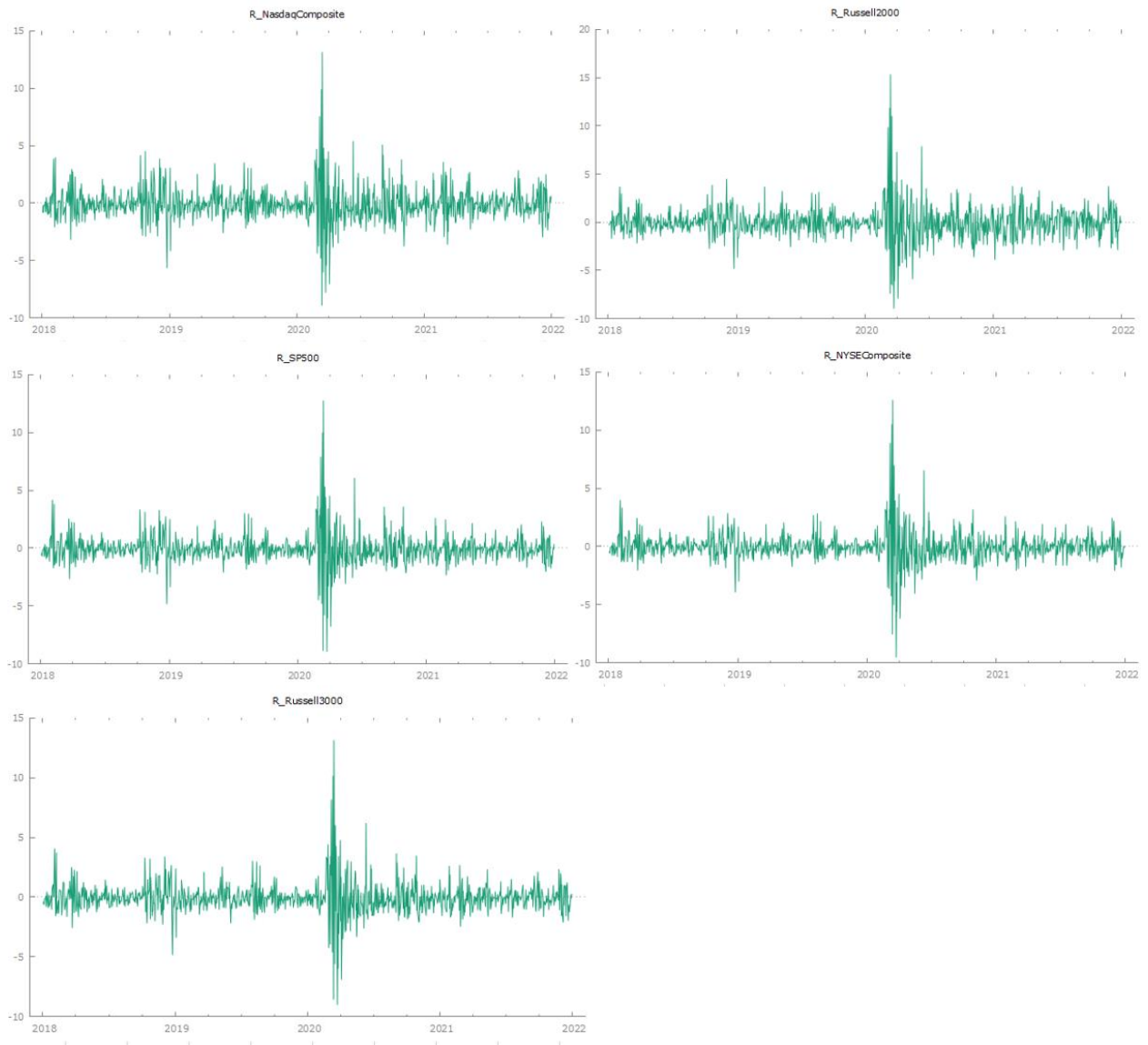
Järgmisena vaadeldakse töös kasutatud viie aktsiaindeksi päevaseid sulgemishindu:



Joonis 1. Aktsiaindeksite IXIC, RUT, SPX, NYA ning RUA sulgemishindade graafik ajaperioodil 01.01.2018 - 31.12.2021.

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Joonis 1 näitab, et aktsiaindeksite päevaste sulgemishindade graafiku trend kujutab juhusliku ekslemise mustrit, mille resultaatina saab lugeda aktsiaindeksite aegread graafiku põhjal mittestatsionaarseteks. Aegread oleks oluline muuta statsionaarseks, sest see on oluliseks eelduseks aegride analüüsi läbiviimisel. Statsionaaruse saavutamiseks viidi läbi aktsiaindeksite tulumäärade arvutamine päevastest sulgemishindadest liitulumäära valemit kasutades, kasutades logaritmide diferentsimist, mida näeb järgnevalt jooniselt 2.



Joonis 2. Aktsiaindeksite IXIC, RUT, SPX, NYA ning RUA tulumäärade graafik ajaperioodil 01.01.2018 - 31.12.2021.

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Nagu näitab joonis 2, on aktsiaindeksite aegriidade graafikutes näha statsionaarsuse esinemine ja olemasolu kõikides töö raames vaadeldavate aktsiaindeksite logaritmitud tulumäärades. Seega saab hakata vaatlema edasisi andmeid.

Järgnevad tabelid kujutavad aktsiaindeksite analüüsi tulemusena kirjeldavaid statistilisi andmeid mõlemal vaadeldaval perioodil eraldi ning tulemusi kirjeldatakse tabelitete järgnevas tekstis.

Tabel 7. Kirjeldav statistika COVID-19 pandeemia eelsel perioodil (01.01.2018 – 31.12.2019)

	R_ (IXIC)	R_ (RUT)	R_ (SPX)	R_ (NYA)	R_ (RUA)
Keskmine (%)	-0,051793	-0,01444	-0,03765	-0,01626	-0,03536
Mediaan (%)	-0,0886	-0,11518	-0,08393	-0,07085	-0,07427
Miinum (%)	-5,6723	-4,8444	-4,8405	-3,953	-4,8467
Maksimum (%)	4,5263	4,5032	4,1841	3,9947	4,064
Standardhälve (%)	1,1661	1,0762	0,94388	0,82504	0,94405
Asümmeetriakordaja	0,4719	0,43245	0,61538	0,70859	0,59701
Variatsioonikordaja	22,514	74,537	25,071	50,735	26,700
Püstakuse kordaja	2,6769	2,1088	3,6441	3,4889	3,5334
Vaatlused	503	503	503	503	503

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Tabel 8. Kirjeldav statistika COVID-19 pandeemia aegsel perioodil (01.01.2020 – 31.12.2021)

	R_ (IXIC)	R_ (RUT)	R_ (SPX)	R_ (NYA)	R_ (RUA)
Keskmine (%)	-0,10769	-0,059118	-0,075492	-0,040394	-0,075417
Mediaan (%)	-0,21176	-0,10850	-0,16655	-0,13141	-0,14135
Miinum (%)	-8,9346	-8,9759	-8,9685	-9,5642	-9,0379
Maksimum (%)	13,149	15,344	12,765	12,597	13,142
Standardhälve (%)	1,7859	2,1567	1,6527	1,6604	1,6814
Asümmeetriakordaja	1,0106	1,2618	1,0461	1,3163	1,1925
Variatsioonikordaja	16,585	36,481	21,892	41,105	22,295
Püstakuse kordaja	10,422	9,7956	14,735	14,969	14,739
Vaatlused	505	505	505	505	505

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Aktsiaindeksite tulumäärade kirjeldava statistika võrdlus eelnevates tabelites näitab märgatavaid protsentuaalseid muutusi aktsiaindeksite aritmeetilistes keskmistes ning mediaanides. COVID-19 pandeemia perioodil on keskmised ning mediaanid aktsiaindeksitel oluliselt suurema negatiivse väärtusega kui COVID-19 eelsel perioodil. Aktsiaindeksite tulumäärade kõikumise ulatust saab ajaperioodidel hinnata ka miinimum -ja maksimumväärtuse abil. Pandeemia perioodil näitas suurimat kõikumist üles Russell 2000 aktsiaindeks, mille tulumäära protsentuaalne päevane miinimumväärtus vaadeldaval perioodil oli -8,9346 ning maksimumväärtus 15,344. Pealtnäha tundub loogiline, et suurimat kõikumist COVID perioodil on näidanud just Russell 2000 indeks, sest see koosneb väiksema kapitalisatsiooniga ettevõtetest, kellel eelduste kohaselt on COVID-19 perioodil ka raskem toime tulla, kui suurema turukapitalisatsiooniga ettevõtetel, mille tulemusena on nende ettevõtete aktsiahinnad võrdlemisi volatiilsed.

Standardhälve osutus esimesel perioodil suurimaks Nasdaq Composite indeksil, väärtuseks 1,1661% ning teisel perioodil jällegi Russell 2000 indeksil, väärtuseks 2,1567%. Asümmeetriakordajad on mõlemal vaadeldaval perioodil kõikide aktsiaindeksite puhul positiivsed nullist suuremad väärtused, seega on tegemist positiivse ehk paremkaldelise asümmeetriaga. (Sauga) Variatsioonikordajad on kõikidel indeksitel kõrgemad COVID eelsel perioodil ning püstakuse kordajad oluliselt kõrgemad COVID aegsel perioodil.

## 4. EMPIIRILINE ANALÜÜS JA JÄRELDUSED

### 4.1 Mudelite koostamine ja testimine

Töö eesmärgiks on modelleeride aktsiaindeksite volatiilsust GARCH (1, 1) mudeli abil, kuid enne seda on esmalt mõistlik testida ka ARCH mudeli efekte, et kinnitada mudeli sobivust andmete lõikes. Kui aegridades esineb ARCH efekt, siis viitab see autokorrelatsiooni olemasolule aegreas. (Greene 2002) Testimiseks kasutab autor seega autokorrelatsiooni mõõdikut ning Box-Ljung'i statistikut.

#### 4.1.1. ADF testid

Järgnevalt kontrollitakse Augmented Dickey-Fulleri (ADF) testi abil aktsiaindeksite aegridade statsionaaruse olemasolu mõlema vaadeldava perioodi raames.

Augmented Dickey–Fuller (ADF) testi olulisuse tõenäosuse (*p-value*) väärtused:

Tabel 9. Periood enne COVID-19 pandeemiat (01.01.2018 – 31.12.2019)

	<b>Ilma konstandita</b>	<b>Konstandiga</b>	<b>Konstandi ja trendiga</b>
Nasdaq Composite (IXIC)	$2,024 \cdot 10^{-15}$	$9,639 \cdot 10^{-15}$	$1,571 \cdot 10^{-14}$
Russell 2000 (RUT)	$9,375 \cdot 10^{-42}$	$5,036 \cdot 10^{-51}$	$3,366 \cdot 10^{-83}$
S&P 500 (SPX)	$8,812 \cdot 10^{-42}$	$2,69 \cdot 10^{-51}$	$6,558 \cdot 10^{-85}$
NYSE Composite (NYA)	$1,155 \cdot 10^{-41}$	$1,37 \cdot 10^{-50}$	$3,514 \cdot 10^{-81}$
Russell 3000 (RUA)	$8,894 \cdot 10^{-42}$	$3,069 \cdot 10^{-51}$	$1,523 \cdot 10^{-84}$

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Gretlis läbiviidud analüüs näitab eelneva tabeli põhjal, et kõikide aktsiaindeksite asümmeetrilised *p*-väärtused esimesel ajaperioodil sümboliseerivad aegridades statsionaarsuse olemasolu ning esinemist.

Augmented Dickey–Fuller (ADF) testi olulisuse tõenäosuse (*p-value*) väärtused:

Tabel 10. Periood enne COVID-19 pandeemiat (01.01.2020 – 31.12.2021)



	<b>Ilma konstandita</b>	<b>Konstandiga</b>	<b>Konstandi ja trendiga</b>
Nasdaq Composite (IXIC)	$2,76 \cdot 10^{-10}$	$2,41 \cdot 10^{-9}$	$2,142 \cdot 10^{-8}$
Russell 2000 (RUT)	$2,055 \cdot 10^{-14}$	$1,729 \cdot 10^{-13}$	$5,756 \cdot 10^{-13}$
S&P 500 (SPX)	$1,541 \cdot 10^{-9}$	$2,352 \cdot 10^{-8}$	$1,857 \cdot 10^{-7}$
NYSE Composite (NYA)	$6,646 \cdot 10^{-10}$	$1,447 \cdot 10^{-8}$	$1,061 \cdot 10^{-7}$
Russell 3000 (RUA)	$1,343 \cdot 10^{-9}$	$2,141 \cdot 10^{-8}$	$1,805 \cdot 10^{-7}$

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Gretlis läbiviidud analüüs näitab eelneva tabeli põhjal, et kõikide aktsiaindeksite p-väärtused esimesel ajaperioodil sümboliseerivad aegreas statsionaarsuse olemasolu ning esinemist.

#### 4.1.2. Keskvaartuse mudelid // ARMA järkude määramine

Järgnevalt on vaja läbi viia kõikide aktsiaindeksite ARMA järkude määramine ja selle tulemusena leida modelleerimiseks kõige sobivamad ARMA järgud AIC ja BIC informatsioonikriteeriumite abil. Sobivaimate mudelite välja selgitamiseks on valida järgu mudel, mille parameetrid on statistiliselt olulised ning ühtlasi mille AIC ja BIC informatsioonikriteeriumid neist kõige väiksema väärtusega on. Kõikide ARMA järkude mudelite tulemused on esitatud lisades 2 ja 3. Järgnevates tabelites 11 ja 12 on välja toodud sobivaimad ARMA järgud mõlema vaadeldava perioodi lõikes koos informatsioonikriteeriumitega.

Tabel 11. Keskvaartuse mudel COVID-19 eelsel perioodil (01.01.2018 – 31.12.2019)

<b>Aktsiaindeks</b>	<b>ARMA mudel</b>	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>
Nasdaq Composite (IXIC)	ARMA (2, 2)	1579,906	1605,23
Russell 2000 (RUT)	ARMA (2, 1)	1504,526	1525,609
S&P 500 (SPX)	ARMA (1, 1)	1370,717	1383,373
NYSE Composite (NYA)	ARMA (1, 1)	1238,175	1255,05
Russell 3000 (RUA)	ARMA (2, 1)	1370,141	1391,224

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Tabelist 11 selgub, et COVID-19 eelsel perioodil olid S&P 500 ja NYSE Composite jaoks statistilise olulisuse ning väikseima AIC ja BIC informatsioonikriteeriumiga ARMA (1, 1)

modelid, Russell 2000 ja Russell 3000 aktsiaindeksid sobitusid kõige paremini ARMA (2, 1) järku mudeliga ning Nasdaq Composite ARMA (2, 2).

Tabel 12. Keskväertuse mudel COVID-19 perioodil (01.01.2020 – 31.12.2021)

Aktsiaindeks	ARMA mudel	AIC	BIC
Nasdaq Composite (IXIC)	ARMA (2, 2)	1936,33	1961,665
Russell 2000 (RUT)	ARMA (2, 2)	2140,556	2165,892
S&P 500 (SPX)	ARMA (2, 2)	1833,164	1858,5
NYSE Composite (NYA)	ARMA (2, 2)	1861,929	1887,264
Russell 3000 (RUA)	ARMA (2, 2)	1855,935	1881,271

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

COVID-19 perioodil muutusid aktsiaindeksitel sobivaimad ARMA järku mudelid, samas jäi see vaid Nasdaq Composite indeksil. ARMA mudelite järkude testimise hindamisega oli kõikide aktsiaindeksite soodsaimaks järguks ARMA (2, 2), kuna selle mudeli p-väärtus osutus statistiliselt oluliseks olulisuse nivool 5% ning selle informatsioonikriteeriumid AIC ning BIC olid kõige madalama väärtusega.

#### 4.1.3. Autokorrelatsiooni testimine

Järgnevalt on oluline tõestada, et aktsiaindeksite ARMA jääkliikmete mudelites puudub autokorrelatsioon ning moodustub valge müra. Selle tõestuseks kasutab autor aktsiaindeksite tulumäärade Q-statistikut. Lisades 4 ja 5 on välja toodud tulumäärade Box-Ljung testide tulemused, mis näitavad, et COVID-19 eelsel perioodil puudub autokorrelatsioon kõikidel aktsiaindeksitel. COVID-19 perioodi ajal ilmneb NYSE Composite (NYA) ning Russell 3000 (RUA) ARMA mudelite viitaegades autokorrelatsiooni kõikides viitaegades peale viienda viitaja. Nasdaq Composite (IXIC), Russell 2000 (RUT) ja S&P 500 (SPX) indeksil esineb p-väärtuse andmetel autokorrelatsiooni mõningates viitaegades, kuid kuna peamiseks fookuses antud töös on hinnata volatiilsuse võrrandit, siis peetakse autokorrelatsiooni mitte sisaldavate ARMA mudelite järke piisavaks.

#### 4.1.4. Heteroskedastiivsuse testimine

Järgnevalt on oluline läbi viia heteroskedastiivsuse testimine, et saada teada kas antud aktsiaindeksite aegridade korral võib üldse edasisi ARCH ning GARCH mudeleid rakendada. Heteroskedastiivsuse hindamiseks kasutab autor ARCH LM testi mõlema vaadeldava perioodi raames. Tulemused on nähtavad järgnevates tabelites 13 ja 14.

Tabel 13. ARCH LM testide tulemused COVID-19 eelsel perioodil (01.01.2018 – 31.12.2019)

Aktsiaindeks	LM statistik	P-väärtus
Nasdaq Composite (IXIC)	45,0653	$1,40717*10^{-8}$
Russell 2000 (RUT)	19,6103	0,00147855
S&P 500 (SPX)	45,0653	$1,40717*10^{-8}$
NYSE Composite (NYA)	35,8918	$9,9836*10^{-7}$
Russell 3000 (RUA)	36,3307	$8,15581*10^{-7}$

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Tabel 13 näitab, et kõikide aktsiaindeksite puhul on p-väärtused olulised 5% nivool ning on tõestatud ARCH efekti esinemine COVID-19 eelsel perioodil, ehk saame jätkata uuringus ARCH või GARCH mudelite volatiilsuse modelleerimisega.

Tabel 14. ARCH LM testide tulemused COVID-19 perioodil (01.01.2020 – 31.12.2021)

Aktsiaindeks	LM statistik	P-väärtus
Nasdaq Composite (IXIC)	124,829	$2,97412*10^{-25}$
Russell 2000 (RUT)	135,051	$2,01459*10^{-27}$
S&P 500 (SPX)	138,856	$3,13208*10^{-28}$
NYSE Composite (NYA)	94,7401	$6,77246*10^{-19}$
Russell 3000 (RUA)	90,4712	$5,34977*10^{-18}$

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Tabel 14 näitab, et kõikide aktsiaindeksite puhul on p-väärtused olulised nivool 5%, tõestatud on ARCH efekti esinemine COVID-19 perioodil, ehk saame jätkata uuringus ARCH või GARCH mudelite volatiilsuse modelleerimisega.

## 4.2. GARCH (1, 1) mudeli analüüs

Nagu varasemates peatükkides mainitud, kasutatakse käesoleva töö raames volatiilsuse modelleerimiseks GARCH (1, 1) mudelit, mille abil on tuginedes Engle ja Pattoni (2007) poolt välja toodule GARCH (1, 1) mudel parim, et kirjeldada finantsaegridade käitumist ning tootluste volatiilsust hinnata. Seega kasutab autor järgnevalt uuringus just seda mudelit.

### 4.2.1. GARCH (1, 1) mudeli analüüs COVID-19 eelsel perioodil

Järgnevas tabelis on esimesel ehk COVID-19 eelsel perioodil kõikide aktsiaindeksite GARCH (1, 1) mudeli tulemused. Välja on toodud mudeli parameetrid Alpha 0, Alpha 1 ja Beta 1, samuti ka nende parameetrite koefitsiendid ning sulgudes ka p-väärtused. Alpha esindab mudelis ARCH tunnust ning Beta esindab GARCH tunnust. Alpha näitab, kuidas reageerib volatiilsus uuele informatsioonile ning beeta näitab volatiilsuse püsivuse taset. Käesoleva GARCH mudeli korral on oluline kontrollida, et ARCH-i ning GARCH-i tunnuste ehk Alpha ja Beta omavaheline summa oleks väärtuselt lähedane ühele, kuid jääks pisut alla ühe. Tabelist 7 on näha, et antud eeldus on täidetud ning samuti on kõikide parameetrite statistilised olulisused oluliselt vähemalt olulisuse nivool 5%. Russell 2000 (RUT) aktsiaindeks on statistiliselt oluline olulisuse nivool 5% ning kõik ülejäänud nivool 1%, millest võib järeldada, et mudelid sobivad edasiseks analüüsiks.

Tabel 15. GARCH (1, 1) mudel COVID-19 eelsel perioodil (01.01.2018 – 31.12.2019)

	<b>Alpha 0</b>	<b>Alpha 1</b>	<b>Beta 1</b>	<b>A1 + B1</b>
Nasdaq Composite (IXIC)	0,0599991 (0,0018 ***)	0,221515 (4,90*10 <sup>-7</sup> ***)	0,753789 (4,37*10 <sup>-97</sup> ***)	0,975304
Russell 2000 (RUT)	0,0494840 (0,0222 **)	0,145932 (0,0002 ***)	0,819024 (8,97*10 <sup>-85</sup> ***)	0,964956
S&P 500 (SPX)	0,0435186 (0,0009 ***)	0,244555 (3,65*10 <sup>-7</sup> ***)	0,730810 (4,28*10 <sup>-86</sup> ***)	0,975365
NYSE Composite (NYA)	0,0469392 (0,0006 ***)	0,259610 (3,29*10 <sup>-6</sup> ***)	0,695655 (5,88*10 <sup>-50</sup> ***)	0,955265
Russell 3000 (RUA)	0,0419065 (0,0014 ***)	0,246054 (3,17*10 <sup>-7</sup> ***)	0,732325 (2,32*10 <sup>-85</sup> ***)	0,978379

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Tabel 15 näitab, et COVID-19 eelsel perioodil on Alpha 1 kõrgeim NYSE Composite (NYA) aktsiaindeksil ning madalaim Russell 2000 (RUT) indeksiil. Beta 1 osutub suurimaks Russell 2000 (RUT) indeksiil, mille väärtuseks on ümardatult 0,82 ning madalaim Beta 1 käesolevatest

vaadeldavatest aktsiaindeksitest on NYSE Composite (NYA) indeksil (0,7). Liites omavahel kokku Alpha 1 ja Beta 1, näeme tabelist 7, et kõrgeim summa väärtus ümardatult on Russell 3000 (RUA) indeksil (0,978) ning kõige madalam on NYSE Composite (NYA) indeksil (0,955).

Analüüsi järgmiseks osaks on keskväärtuse ning volatiilsuse mudelite korrektsuse hindamine. Seda saab keskväärtuse mudeli puhul hinnata mudeli jääkliikmete korrelogrammi ning Q-statistiku abil. Volatiilsuse mudeli puhul vaadeldakse jääkliikmete ruutude korrelogrammi ning samuti Q-statistikut. Lisades

#### 4.2.2. GARCH (1, 1) mudeli analüüs COVID-19 perioodil

Järgnevas tabelis on teisel ehk COVID-19 perioodil kõikide aktsiaindeksite GARCH (1, 1) mudeli tulemused. Välja on toodud mudeli parameetrid Alpha 0, Alpha 1 ja Beta 1, samuti ka nende parameetrite koefitsiendid ning sulgudes ka p-väärtused. Alpha esindab mudelis ARCH tunnust ning Beta esindab GARCH tunnust. Alpha näitab, kuidas reageerib volatiilsus uuele informatsioonile ning beeta näitab volatiilsuse püsivuse taset. Käesoleva GARCH mudeli korral on oluline kontrollida, et ARCH-i ning GARCH-i tunnuste omavaheline summa oleks väärtuselt lähedane ühele, kuid jääks pisut alla ühe. Tabelist 16 on näha, et antud eeldus on täidetud ning samuti on kõikide parameetrite statistilised olulisused olulise olulisuse nivool 1%.

Tabel 16. GARCH (1, 1) mudel COVID-19 perioodil (01.01.2020 – 31.12.2021)

	<b>Alpha 0</b>	<b>Alpha 1</b>	<b>Beta 1</b>	<b>A1 + B1</b>
Nasdaq Composite (IXIC)	0,141413 (0,0020 ***)	0,221515 (1,29*10 <sup>-5</sup> ***)	0,753789 (1,08*10 <sup>-51</sup> ***)	0,975304
Russell 2000 (RUT)	0,214582 (0,0013 ***)	0,230415 (7,14*10 <sup>-6</sup> ***)	0,711221 (1,56*10 <sup>-40</sup> ***)	0,941636
S&P 500 (SPX)	0,102260 (9,16 *10 <sup>-5</sup> ***)	0,300344 (7,08*10 <sup>-7</sup> ***)	0,659955 (1,24*10 <sup>-39</sup> ***)	0,960299
NYSE Composite (NYA)	0,0996773 (9,13*10 <sup>-5</sup> ***)	0,295491 (1,71*10 <sup>-6</sup> ***)	0,660061 (4,07*10 <sup>-37</sup> ***)	0,955552
Russell 3000 (RUA)	0,108932 (8,56*10 <sup>-5</sup> ***)	0,310134 (8,39*10 <sup>-7</sup> ***)	0,650866 (6,88*10 <sup>-37</sup> ***)	0,961

Allikas: autori poolt Gretl statistikatarkvaras koostatud

Tabel 16 näitab, et COVID-19 perioodil on Alpha 1 kõrgeim Russell 3000 (RUA) aktsiaindeksil ning madalaim Nasdaq Composite (IXIC) indeksil. Beta 1 osutub suurimaks Nasdaq Composite

(IXIC) indeksil, mille väärtuseks on ümardatult 0,75 ning madalaim Beta 1 käesolevatest vaadeldavatest aktsiaindeksitest on Russell 3000 indeksil väärtusega 0,65. Liites omavahel kokku Alpha 1 ja Beta 1, näeme tabelist 8, et kõrgeim summa väärtus ümardatult on Nasdaq Composite (IXIC) indeksil (0,975) ning kõige madalam on Russell 2000 (RUT) indeksil.

### **4.3 GARCH (1, 1) mudeli adekvaatsuse hindamine**

Analüüsi järgmiseks osaks on keskväärtuse ning volatiilsuse mudelite korrektsuse hindamine. Korrektsuse hindamine seisneb eelkõige selles, et aktsiaindeksite volatiilsuse mudelites ei tohiks jääkliikmetel ega jääkliikmete ruutudel esineda autokorrelatsiooni. Seda saab keskväärtuse mudeli puhul hinnata mudeli jääkliikmete korrelogrammi ning Q-statistiku abil. Volatiilsuse mudeli puhul vaadeldakse jääkliikmete ruutude korrelogrammi ning samuti Q-statistikut. Lisades 9, 10, 11 ning 12 on välja toodud vastavad tulemused, mille resultaadina saab väita, et COVID-19 eelsel perioodil ei esine ühelgi aktsiaindeksil jääkliikmetel järkudes autokorrelatsiooni. Samuti ei esine autokorrelatsiooni jääkliikmete ruutude korrelogrammil. Seega antud testide tulemusena saab väita et mudel on adekvaatne. COVID-19 perioodil ei esine samuti neljal aktsiaindeksil jääkliikmete järkudes autokorrelatsiooni, kuid paraku esineb COVID-19 perioodil autokorrelatsiooni Nasdaq Composite (IXIC) indeksi jääkliikmete järkudes 26-32 ning ka 33. järgus. Selle eest on aga jääkliikmete ruutudes autokorrelatsioon puudulik ehk seda ei esine. Kui jääkliikmetes puudub autokorrelatsioon, siis see loob eelduseks valge müra moodustumise.

Järgnevalt hindab autor jääkliikmete allumist normaaljaotusele viies läbi Jarque-Bera testi ning samuti hinnatakse vaadeldavas mudelis ka heteroskedastiivsust, kasutades selle olemasolu või puudumise tõestamiseks ARCH LM testi. Heteroskedastiivsuse testimine viiakse läbi Eviews statistikatarkvaras kõikide vaadeldavate aktsiaindeksite logaritimitud tootluste põhjal ning antud testide tulemused on mõlema vaadeldava perioodi lõikes välja toodud järgnevas tabelis:

Tabel 17. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete normaaljaotuse ning heteroskedastiivsuse testide tulemused mõlemal vaadeldaval perioodil (01.01.2018 – 31.12.2019) ja (01.01.2020 – 31.12.2021)

Periood	Aktiaindeks	Jarque-Bera statistik	P-väärtus	ARCH LM statistik	P-väärtus
<b>COVID-19 eelne periood</b>	Nasdaq Composite	98,91169	0,000000	0,150501	0,6981
	Russell 2000	59,71926	0,000000	0,121688	0,7272
	S&P 500	285,2590	0,000000	0,069427	0,7922
	NYSE Composite	176,8688	0,000000	0,554137	0,4566
	Russell 3000	237,7617	0,000000	0,083875	0,7721
<b>COVID-19 periood</b>	Nasdaq Composite	168,8942	0,000000	1,108535	0,2924
	Russell 2000	21,45883	0,000000	0,916293	0,3385
	S&P 500	156,1222	0,000000	0,063664	0,8008
	NYSE Composite	105,4432	0,000000	0,002355	0,9613
	Russell 3000	134,1847	0,000000	0,179162	0,6721

Allikas: autori poolt Eviews statistikatarkvaras koostatud

Tabelis 17 läbi viidud testide tulemusena on näha, et ühegi aktiaindeksi jääkliikmed ei allu normaaljaotusele, sest Jarque-Bera testide p-väärtused osutusid väiksemaks kui 0,05 olulisuse nivool 5%. Vastupidised tulemused andis aga ARCH LM test, mille p-väärtused kõikide aktiaindeksite puhul mõlemal vaadeldaval perioodil on märkimisväärselt kõrgemad kui 0,05. See tähendab omakorda, et aktiaindeksite jääkliikmetes ei esine ARCH efekti, ehk jääkliikmetes ei esine ka heteroskedastiivsust ning mudelid on adekvaatsed ning korrektselt määratud.

#### 4.4 Järeldused

Käesoleva bakalaureusetöö raames said uuringu käigus vastuse kõik autori püstitatud uurimisküsimused ning täidetud sai uuringu eesmärk modelleerida viie USA aktiaindeksi volatiilsust GARCH (1, 1) mudeliga. Võrreldes omavahel COVID-19 eelset (01.01.2018 – 12.31.2019) ning COVID-19 perioodi (01.01.2020 – 31.12.2021), siis on kahe perioodi vahel näha selget murdepunkti, mis väljendub ulatuslikus volatiilsuse suurenemises. Aktiaindeksite hindades toimus tugev langus 2020. aasta alguses ning tulumäärades ilmselg samuti suur kõikumine. Hinnates aktiaindeksite tulumäärade kõikumise ulatust ajaperioodidel miinimum -ja maksimumväärtuse abil, näitab pandeemia periood märgatavalt suuremat tulumäärade muutust,

sealhulgas näitas suurimat kõikumist üles Russell 2000 aktsiaindeks, mille protsentuaalne päevane miinimumväärtus vaadeldaval perioodil oli -8,9346 ning maksimumväärtus 15,344. Pealtnäha tundub loogiline, et suurimat kõikumist COVID perioodil on näidanud just Russell 2000 indeks, sest see koosneb väiksema kapitalisatsiooniga ettevõtetest, kellel eelduste kohaselt on COVID-19 perioodil ka raskem toime tulla, kui suurema turukapitalisatsiooniga ettevõtetel, mille tulemusena on nende ettevõtete aktsiahinnad võrdlemisi volatiilsed.

Volatiilsuse mudelitele sai loodud eeldused, mis ei andnud sajaprotsendiliselt adekvaatseid hinnanguid. ARMA ehk keskmiste mudelite valikul tuleb olla informatsioonikriteeriumite AIC ja BIC määramisel äärmiselt täpne, sest see mõjutab hilisemas uuringu faasis märgatavalt ka GARCH mudelite hinnanguid. Töös käsitletavate aktsiaindeksite jääkliikmetes ei tohi esineda autokorrelatsiooni, et oleks võimalik jääkliikmete põhjal tuletada piisavalt adekvaatne tinglike dispersioonide mudel. Suures mahus olid tulemused adekvaatsed, kuid Box-Ljung'i testide tulemused näitasid, et COVID-19 eelsel perioodil esineb S&P 500 aktsiaindeksi jääkliikmetes sellegipoolest mõnes viitajas autokorrelatsiooni. COVID-19 perioodil aga esines autokorrelatsioon mõnes viitajas igal aktsiaindeksil, kuid kuna töö eesmärk oli modelleerida GARCH (1, 1) volatiilsuse mudelit, siis peab autor autokorrelatsiooni mitte sisaldavate saadud tulemuste ARMA järke piisavaks. Samuti oli mõlemal vaadeldaval perioodil aktsiaindeksite puhul ARCH LM testide p-väärtused olulised olulisuse nivool 5%, seega on tõestatud see, et mudelites esineb ARCH efekt ehk jätkatakse uuringus ARCH või GARCH mudelite volatiilsuse modelleerimisega.

Mõlema vaadeldava perioodi raames ei esinenud mudelite jääkliikmetes autokorrelatsiooni ühelgi aktsiaindeksil peale Nasdaq Composite, millel esines COVID-19 perioodil Box-Ljung'i statistiku p-väärtuse tulemusena autokorrelatsioon 26.-32. ning ka 33. viitajas, mis viitab sellele, et selle aktsiaindeksi puhul ei olnud GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete jääkliikmete testimise tulemused sajaprotsendiliselt korrektsed ja ei pruugi väljendada sel perioodil adekvaatseid tulemusi. Selle eelduse kohaselt ei ole GARCH (1, 1) mudel täielikult korrektne mudel USA aktsiaindeksite volatiilsuse modelleerimiseks. Küll aga puudus täielikult autokorrelatsioon mõlema vaadeldava perioodi kõikide aktsiaindeksite jääkliikmete ruutude Box-Ljung'i statistiku p-väärtuse tulemuses 5% nivool. Normaaljaotuse test väljendas tulemust, mille kohaselt ei allunud ükski aktsiaindeks normaaljaotusele kummagi perioodi lõikes. Küll aga viitab mudelite adekvaatsusele heteroskedastiivsuse test, mille tulemusena selgus, et jääkliikmetes heteroskedastiivsust ei esine. Antud bakalaureusetöö edasiarendusena soovib autor modelleerida volatiilsust ka GARCH (1, 1) mudeli edasiarendustega, nagu näiteks EGARCH ja GJR-GARCH mudel, mille abil saaks luua



ammendavad tulemused, mis omakorda võimaldavad hinnata ka asümmeetriat ning kokkuvõttes veelgi korrektsemaid ning adekvaatsemaid tulemusi.

## KOKKUVÕTE

Volatiilsus ja pandeemiad on olnud alati üksteist mõjutavad tegurid, kõige hiljutisem ehk COVID-19 pandeemia on finantsturgude volatiilsuses toonud esile märkimisväärseid sündmusi ning võrreldes varasemate pandeemiatega lausa unikaalseid. Võttes arvesse pandeemiaga seonduvat teadmatust, potentsiaalseid ohtusid ning pandeemia ulatust, on olnud raske hinnata finantsturgudel esinevat volatiilsust. Käesoleva bakalaureusetöö eesmärgiks ongi modelleerida finantsturgudel esinevat volatiilsust kahel erineval ajaperioodil ja tulemusi perioodide vahel võrrelda. Esimest perioodi kirjeldatakse kui kahe aasta pikkust COVID-19 pandeemia eelset perioodi (01.01.2018 - 31.12.2019) ning teise perioodina kirjeldatakse kahe aasta pikkust COVID-19 pandeemia aegset perioodi (01.01.2020 - 31.12.2021). Antud töö uuringu instrumentidena moodustavad valimi Ameerika Ühendriikide viis aktsiaindeksit, milleks on Nasdaq Composite (IXIC), Russell 2000 (RUT), S&P500 (SPX), NYSE Composite (NYA) ning Russell 3000 (RUA). Bakalaureusetöö eesmärgi saavutamiseks on autor püstitanud järgnevad neli uurimisküsimust:

- 1) Kuidas on COVID-19 pandeemia mõjutanud aktsiaindeksite volatiilsust?
- 2) Millise aktsiaindeksi hind on COVID-19 pandeemiast olnud kõige rohkem mõjutatud ja näidanud suurimat volatiilsust?
- 3) Kas GARCH-i mudel annab erineva volatiilsuse tasemega perioodidel sarnaselt adekvaatseid tulemusi?

Antud töö raames sai täidetud eesmärk modelleerida aktsiaindeksite volatiilsust GARCH (1, 1) mudeliga ning vastatud said ka kõik uurimisküsimused. Aktsiaindeksite hindades toimus tugev langus 2020. aasta alguses ning tulumäärades ilmnis samuti suur kõikumine. Hinnates aktsiaindeksite tulumäärade kõikumise ulatust ajaperioodidel miinimum -ja maksimumväärtuse abil, näitab pandeemia periood märgatavalt suuremat tulumäärade muutust, sealhulgas näitas suurimat kõikumist üles Russell 2000 aktsiaindeks, mille protsentuaalne päevane miinimumväärtus vaadeldaval perioodil oli -8,9346 ning maksimumväärtus 15,344. Pealtnäha tundub loogiline, et suurimat kõikumist COVID perioodil on näidanud just Russell 2000 indeks,

sest see koosneb väiksema kapitalisatsiooniga ettevõtetest, kellel eelduste kohaselt on COVID-19 perioodil ka raskem toime tulla, kui suurema turukapitalisatsiooniga ettevõtetel, mille tulemusena on nende ettevõtete aktsiahinnad võrdlemisi volatiilsed.

Mõlema vaadeldava perioodi raames ei esinenud mudelite jääkliikmetes autokorrelatsiooni ühelgi aktsiaindeksil peale Nasdaq Composite, millel esines COVID-19 perioodil Box-Ljungsi statistiku p-väärtuse tulemusena autokorrelatsioon 26.-32. ning ka 33. viitajas, mis viitab sellele, et selle aktsiaindeksi puhul ei olnud GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete jääkliikmete testimise tulemused sajaprotsendiliselt korrektsed ja ei pruugi väljendada COVID-19 pandeemia aegsel perioodil adekvaatseid tulemusi. Selle eelduse kohaselt ei ole GARCH (1, 1) mudel täielikult korrektne mudel USA aktsiaindeksite volatiilsuse modelleerimiseks. Küll aga puudus täielikult autokorrelatsioon mõlema vaadeldava perioodi kõikide aktsiaindeksite jääkliikmete ruutude Box-Ljungsi statistiku p-väärtuse tulemusel 5% nivool. Antud bakalaureusetöö edasiarendusena soovib autor modelleerida volatiilsust ka GARCH (1, 1) mudeli edasiarendustega, nagu näiteks EGARCH ja GJR-GARCH mudel, mille abil saaks luua ammendavad tulemused, mis omakorda võimaldavad hinnata ka asümmeetriat ning kokkuvõttes veelgi korrektsemaid ning adekvaatsemaid tulemusi.

## **SUMMARY**

### **MODELING AND COMPARING THE VOLATILITY OF FIVE US EQUITY INDICES BEFORE AND DURING THE COVID-19 PANDEMIC USING GARCH (1, 1) MODEL**

Rene Tõldsep

Volatility and pandemics have always been two factors that have an influence on each other. The most recent, COVID-19 pandemic, has brought up significant movements regarding financial market volatility and even unique ones compared to previous pandemics. Given the uncertainty surrounding the pandemic, the potential risks and the scale of the pandemic, it has been difficult to assess the volatility in the financial markets. The author of this bachelor's thesis wants to create an exhaustive study with up-to-date research data on the topic during the current vague period of COVID-19, also because the sample of this work has not been studied or compared regarding modeling the volatility during these two periods. The aim of this bachelor's thesis is to model the volatility in the financial markets in two different time periods and to compare the results between the periods. The first period is described as the two-year period before the COVID-19 pandemic (01.01.2018 - 31.12.2019) and the second period is described as the two-year period during the COVID-19 pandemic (01.01.2020 - 31.12.2021). The instruments in this study are a sample of five U.S. stock indices: Nasdaq Composite (IXIC), Russell 2000 (RUT), S & P500 (SPX), NYSE Composite (NYA), and Russell 3000 (RUA). In order to achieve the goal of the bachelor's thesis, the author has stated the following four research questions:

- 1) How has the COVID-19 pandemic affected the volatility of stock indices?
- 2) Which stock index price has been most affected by the COVID-19 pandemic and has shown the highest volatility?
- 3) Does the GARCH model provide similarly adequate results over periods with different levels of volatility?

In the framework of this thesis, the goal of modeling the volatility of stock indices with the GARCH (1, 1) model was fulfilled, and all research questions were answered. Stock index prices fell sharply in early 2020, and yields also fluctuated sharply. Assessing the extent to which stock index yields fluctuate over time using minimum and maximum values, the pandemic period shows a significantly larger change in yields, including the Russell 2000 stock index, which had a daily minimum percentage of -8.9346 and a maximum value of 15.344. It seems logical that the Russell 2000 index has shown the greatest volatility over the COVID period, as it is made up of smaller-cap companies that are expected to be more difficult to cope with during the COVID-19 period than larger-cap companies, resulting in relatively volatile stock prices.

In both periods under review, there was no autocorrelation in the remaining members of the models for any stock index other than the Nasdaq Composite, which had an autocorrelation in the COVID-19 period as a result of the p-value of the Box-Ljung statistics. and also in ref. 33, which indicates that the results of testing the residual members of the GARCH (1, 1) model for this stock index were not 100% correct and may not reflect adequate results during the COVID-19 pandemic. According to this assumption, the GARCH (1, 1) model is not a completely correct model for modeling the volatility of US stock indices. However, there was not any autocorrelation as a result of the p-value of the Box-Ljung statistic for any stock indices in neither periods under review at the 5% level. As a further development of this bachelor's thesis, the author suggests modeling volatility with further developments of the GARCH (1, 1) model, such as the EGARCH and GJR-GARCH model, which can produce exhaustive results that can be used to estimate asymmetries and even more accurate and adequate results.

## KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- APTECH. (2022). *Structural Breaks*. Kättesaadav: <https://www.aptech.com/structural-breaks/>, 14. aprill 2022
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., Sammon, M. (2018). *Coding Large Daily Financial Market Moves Data Construction Guide*. Kättesaadav: [https://www.stockmarketjumps.com/files/coding\\_guide\\_pdf.pdf](https://www.stockmarketjumps.com/files/coding_guide_pdf.pdf), 14. aprill 2022.
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., Kost, K., Sammon, M., Viratyosin, T. (2020). *The Unprecedented Stock Market Reaction to COVID-19*. Kättesaadav: [https://bfi.uchicago.edu/wp-content/uploads/BFI\\_White-Paper\\_Davis\\_3.2020.pdf](https://bfi.uchicago.edu/wp-content/uploads/BFI_White-Paper_Davis_3.2020.pdf) , 14. aprill 2022.
- Baker, B. (2022). *What is the Russell 2000 Index?* Kättesaadav: <https://www.bankrate.com/investing/what-is-russell-2000/>, 14. aprill 2022
- Barro, Robert, J., Ursua, J. F., Weng, J. (2020). *The Coronovirus and the Great Influenza Epidemic*, Cesifo Working Paper No. 8166
- Birken, E. G., Curry, B. (2022). *What is the Russell 3000 Index?* Kättesaadav: <https://www.forbes.com/advisor/investing/russell-3000-index/>, 14. aprill 2022
- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance*. 3rd ed. Inglismaa, Cambridge University Press.
- Brooks, C. (2019). *Introductory Econometrics for Finance*. 4rd ed. Inglismaa, Cambridge University Press.
- Centers for Disease Control and Prevention. (2019). *1957-1958 Pandemic (H2N2 virus)*. Kättesaadav: <https://www.cdc.gov/flu/pandemic-resources/1957-1958-pandemic.html>, 14. aprill 2022
- Centers for Disease Control and Prevention. (2019). *1968 Pandemic (H3N2 virus)*. Kättesaadav: <https://www.cdc.gov/flu/pandemic-resources/1968-pandemic.html>, 14. aprill 2022
- Chen, J. (2020). *Implied Volatility vs. Historical Volatility: What's the Difference?* Kättesaadav: <https://www.investopedia.com/articles/investing-strategy/071616/implicit-vs-historicalvolatility-main-differences.asp>, 14. aprill 2022
- Corporate Finance Institute. (2020). *NYSE Composite Index*. Kättesaadav: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/trading-investing/nyse-composite-index/>, 14. aprill 2022

- Corporate Finance Institute. (2020). *Russell 2000*. Kättesaadav: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/trading-investing/russell-2000/>, 14. aprill 2022
- Daly, K. (2008). *Financial volatility: Issues and measuring techniques*. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(11), 2377-2393.
- Ederington, L. H., Guan, L. (2009). *How asymmetric is U.S. stock market volatility?* Kättesaadav: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386418109000615#sec1>, 14. aprill 2022
- Engle, R.F., Patton, A.J. (2001). *What good is a volatility model?* *Quantitative Finance*, 1(2), 237-245.
- Ferguson, N. (2020). Big Pandemics and their Economic, Social and Political Consequences. Kättesaadav: [https://www.hoover.org/sites/default/files/2020\\_05\\_19\\_1957-pandemics.pdf](https://www.hoover.org/sites/default/files/2020_05_19_1957-pandemics.pdf), 14. aprill 2022
- Frankel, M. (2022). *What is a Nasdaq Composite Index?* Kättesaadav: <https://www.fool.com/investing/stock-market/indexes/nasdaq/>, 14. aprill 2022
- FTSERussell. (2022). *Russell 3000 Index*. Kättesaadav: <https://research.ftserussell.com/Analytics/FactSheets/temp/a29b0da4-37b7-43ce-82e2-282bfd75d903.pdf>, 14. aprill 2022
- Gordon, J. (2021). *NYSE Composite Index – Explained*. Kättesaadav: [https://thebusinessprofessor.com/en\\_US/investments-trading-financial-markets/nyse-composite-index-definition](https://thebusinessprofessor.com/en_US/investments-trading-financial-markets/nyse-composite-index-definition), 14. aprill 2022
- Gormsen, N. J., Koijen R.S.J. (2020). *Coronavirus: Impact on Stock Prices and Growth Expectations*. *The Review of Asset Pricing Studies*, vol 10(4), 574-597.
- Greene, W. H. (2002). *Econometric analysis* (5th ed). New Jersey: Pearson Education
- Gregoriou, G. N. (2009). *Stock Market Volatility*. Taylor & Francis Group.
- Hayes, A. (2021). *Volatility*. Kättesaadav: <https://www.investopedia.com/terms/v/volatility.asp>, 14. aprill 2022.
- Kennedy, M. (2021). *What is a stock index?* Kättesaadav: <https://www.thebalance.com/what-is-a-stock-index-1214812>, 14. aprill 2022
- Kenton, W. (2022). *The S&P 500 Index: Standard & Poor's 500 Index*. Kättesaadav: <https://www.investopedia.com/terms/s/sp500.asp>, 14. aprill 2022
- Koley, T. K., Dhole, M. (2021). *The COVID-19 Pandemic*. Taylor & Francis Group.
- Mayo Clinic. *Influenza (flu)*. Kättesaadav: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/flu/symptoms-causes/syc-20351719>, 14. aprill 2022

- NYSE. (2018). *NYSE Index Series Methodology*. Kättesaadav: [https://www.nyse.com/publicdocs/data/NYSE\\_Index\\_Series\\_Methodology.pdf](https://www.nyse.com/publicdocs/data/NYSE_Index_Series_Methodology.pdf), 14. aprill 2022
- Sauga, A. (2017). *Asümmeetriakordaja*. Kättesaadav: <https://www.sauga.pri.ee/gretl/popup/skewness.html>, 14. aprill 2022.
- Schwert, G. William. (1989). *Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?* The Journal of Finance, 44(5), 1115–1153.
- S&P Dow Jones Indices. (2022). *S&P U.S. Indices Methodology*. Kättesaadav: <https://www.spglobal.com/spdji/en/documents/methodologies/methodology-sp-us-indices.pdf>, 14. aprill 2022.
- The Street. (2022). *What Is a Stock Market Index? Definition, Examples & FAQ*. Kättesaadav: <https://www.thestreet.com/dictionary/s/stock-market-index>, 14. aprill 2022
- The Street. (2022). *What Is the Russell 2,000 Stock Market Index? Why Is It Important?* Kättesaadav: <https://www.thestreet.com/dictionary/r/russell-2000>, 14. aprill 2022
- Tretina, K., Schmidt, J. (2022). *Investing Basics: What Is A Market Index?* Kättesaadav: <https://www.forbes.com/advisor/investing/stock-market-index/>, 14. aprill 2022
- Tsay, R. S. (2002). *Analysis of Financial Time Series*. Kättesaadav: [http://www.ru.ac.bd/stat/wp-content/uploads/sites/25/2019/03/504\\_11\\_Tsay\\_Analysis-of-Financial-Time-Series.pdf](http://www.ru.ac.bd/stat/wp-content/uploads/sites/25/2019/03/504_11_Tsay_Analysis-of-Financial-Time-Series.pdf), 14. aprill 2022
- Velde, F. (2020). *What Happened to the US Economy During the 1918 Influenza Pandemic? A View Through High-Frequency Data*. Federal Reserve Bank of Chicago Working Paper 2020-11.
- Wang, Y., Xiang, Y., Lei, X., Zhou, Y. (2021). *Volatility analysis based on GARCH-type models: Evidence from the Chinese stock market*. Kättesaadav: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/1331677X.2021.1967771>, 14. aprill 2022
- Worldometer. (2022). *Coronavirus*. Kättesaadav: <https://www.worldometers.info/coronavirus/country/us/>, 14. aprill 2022



## LISAD

**Lisa 1. Aktsiaindeksite tootluste ruutude Box-Ljung'i testide näol leitud tulemused perioodide lõikes**

LAG	Nasdaq Composite (IXIC)				Russell 2000 (RUT)			
	COVID eelne periood		COVID periood		COVID eelne periood		COVID periood	
	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]
1	1,1113	[0,292]	46,6345	[0,000]	0,0847	[0,771]	23,4068	[0,000]
2	3,8755	[0,144]	70,1248	[0,000]	0,2189	[0,896]	57,5974	[0,000]
3	6,4308	[0,092]	70,5375	[0,000]	1,8782	[0,598]	59,5432	[0,000]
4	6,4308	[0,169]	72,2067	[0,000]	1,955	[0,744]	61,0375	[0,000]
5	8,3434	[0,138]	76,4952	[0,000]	2,0143	[0,847]	68,7052	[0,000]
6	8,4635	[0,206]	96,4444	[0,000]	2,1646	[0,904]	94,6583	[0,000]
7	11,5718	[0,116]	124,3314	[0,000]	3,351	[0,851]	118,3933	[0,000]
8	21,5214	[0,006]	151,1476	[0,000]	5,1561	[0,741]	131,8821	[0,000]
9	21,6579	[0,010]	185,9614	[0,000]	5,2699	[0,810]	144,2655	[0,000]
10	21,6582	[0,017]	190,9923	[0,000]	5,4698	[0,858]	144,6453	[0,000]
11	23,0266	[0,018]	191,1743	[0,000]	7,2852	[0,776]	144,6454	[0,000]
12	23,0355	[0,027]	195,0462	[0,000]	7,383	[0,831]	149,4001	[0,000]
13	23,2101	[0,039]	208,214	[0,000]	7,4544	[0,877]	154,3448	[0,000]
14	27,7675	[0,015]	221,3094	[0,000]	16,7975	[0,267]	165,7863	[0,000]
15	28,3276	[0,020]	230,6265	[0,000]	17,2745	[0,303]	169,466	[0,000]
16	31,3179	[0,012]	240,5388	[0,000]	22,4462	[0,129]	170,1129	[0,000]
17	33,6987	[0,009]	246,3799	[0,000]	22,8658	[0,154]	171,5983	[0,000]
18	33,9701	[0,013]	247,1067	[0,000]	23,1131	[0,186]	173,7988	[0,000]

19	34,3431	[0,017]	247,2212	[0,000]	23,6431	[0,210]	175,3888	[0,000]
20	36,6664	[0,013]	250,8855	[0,000]	24,7197	[0,212]	176,0007	[0,000]
21	36,7463	[0,018]	254,2842	[0,000]	24,7222	[0,259]	179,2767	[0,000]
22	36,7504	[0,025]	265,1825	[0,000]	24,8749	[0,303]	183,2574	[0,000]
23	37,007	[0,032]	265,7203	[0,000]	25,3443	[0,333]	183,4062	[0,000]
24	39,2242	[0,026]	267,4584	[0,000]	28,242	[0,250]	183,6578	[0,000]
25	39,271	[0,035]	267,4989	[0,000]	28,3949	[0,290]	183,6677	[0,000]
26	41,2906	[0,029]	274,0781	[0,000]	29,4134	[0,293]	183,8038	[0,000]
27	41,9532	[0,033]	275,4386	[0,000]	30,0603	[0,311]	184,4769	[0,000]

## Lisa 1. järg

LAG	S&P 500 (SPX)				NYSE Composite (NYA)			
	COVID-19 eelne period		COVID-19 period		COVID-19 eelne period		COVID-19 period	
	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]
1	0,3636	[0,547]	49,7632	[0,000]	0,0182	[0,893]	27,8002	[0,000]
2	1,9082	[0,385]	80,268	[0,000]	0,2313	[0,891]	58,7743	[0,000]
3	4,3983	[0,222]	80,7833	[0,000]	2,1971	[0,533]	59,1067	[0,000]
4	4,6504	[0,325]	86,3039	[0,000]	2,2137	[0,697]	64,2343	[0,000]
5	6,37	[0,272]	95,0401	[0,000]	3,379	[0,642]	75,298	[0,000]
6	6,3743	[0,383]	123,9826	[0,000]	3,3791	[0,760]	103,044	[0,000]
7	8,9002	[0,260]	172,6668	[0,000]	4,5189	[0,718]	145,5809	[0,000]
8	14,8971	[0,061]	204,4862	[0,000]	7,9699	[0,436]	166,6673	[0,000]
9	15,6571	[0,074]	245,2708	[0,000]	8,8713	[0,449]	190,0602	[0,000]
10	15,7463	[0,107]	250,3649	[0,000]	9,0154	[0,531]	191,9058	[0,000]
11	16,3087	[0,130]	250,4035	[0,000]	9,8056	[0,548]	191,9059	[0,000]
12	16,3328	[0,176]	253,3383	[0,000]	9,8095	[0,633]	193,4721	[0,000]
13	16,5274	[0,222]	270,3202	[0,000]	10,2016	[0,677]	206,0033	[0,000]
14	21,5282	[0,089]	287,1811	[0,000]	15,0533	[0,375]	218,7237	[0,000]
15	21,913	[0,110]	298,8879	[0,000]	15,1383	[0,442]	226,083	[0,000]
16	24,4853	[0,079]	308,9152	[0,000]	17,2842	[0,367]	231,1819	[0,000]
17	26,0061	[0,074]	313,6499	[0,000]	18,1659	[0,378]	232,9901	[0,000]
18	26,3177	[0,093]	313,7153	[0,000]	18,3816	[0,431]	235,4405	[0,000]
19	26,9882	[0,105]	313,7895	[0,000]	19,4666	[0,427]	235,8631	[0,000]
20	29,7334	[0,074]	317,8106	[0,000]	22,1366	[0,333]	238,4794	[0,000]
21	29,9925	[0,092]	321,3853	[0,000]	22,2999	[0,382]	240,8469	[0,000]
22	29,9929	[0,119]	331,3524	[0,000]	22,3254	[0,441]	246,1751	[0,000]
23	30,1502	[0,145]	331,7508	[0,000]	23,0377	[0,459]	246,249	[0,000]
24	33,4835	[0,094]	332,0894	[0,000]	26,8133	[0,313]	246,3271	[0,000]
25	33,4835	[0,119]	332,1349	[0,000]	27,027	[0,355]	246,3621	[0,000]

26	35,5586	[0,100]	336,6751	[0,000]	27,4296	[0,387]	248,6041	[0,000]
27	36,1297	[0,112]	338,7315	[0,000]	27,7484	[0,424]	251,3334	[0,000]

## Lisa 1. järg

LAG	Russell 3000 (RUA)			
	COVID eelne period		COVID period	
	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]
1	0,2859	[0,593]	44,2783	[0,000]
2	1,4448	[0,486]	76,9699	[0,000]
3	3,876	[0,275]	77,3861	[0,000]
4	4,0347	[0,401]	82,2873	[0,000]
5	5,3849	[0,371]	91,0331	[0,000]
6	5,402	[0,493]	121,4129	[0,000]
7	7,8441	[0,347]	166,6543	[0,000]
8	13,5463	[0,094]	195,2778	[0,000]
9	14,1217	[0,118]	232,3727	[0,000]
10	14,1703	[0,165]	236,3543	[0,000]
11	14,8715	[0,188]	236,4314	[0,000]
12	14,886	[0,248]	239,5624	[0,000]
13	14,9694	[0,309]	254,6892	[0,000]
14	20,7576	[0,108]	271,0916	[0,000]
15	21,1889	[0,131]	282,0163	[0,000]
16	24,0808	[0,088]	290,4312	[0,000]
17	25,5957	[0,082]	294,9375	[0,000]
18	25,8421	[0,103]	295,2148	[0,000]
19	26,5911	[0,115]	295,3431	[0,000]
20	29,0632	[0,087]	299,1	[0,000]
21	29,2949	[0,107]	302,7161	[0,000]
22	29,3082	[0,136]	311,9682	[0,000]
23	29,3587	[0,169]	312,1773	[0,000]
24	32,6961	[0,111]	312,3814	[0,000]
25	32,6962	[0,139]	312,3955	[0,000]
26	34,3962	[0,125]	316,4268	[0,000]

27	34,9861	[0,139]	318,2694	[0,000]
----	---------	---------	----------	---------

**Lisa 2. Aktsiaindeksite ARMA mudelid COVID-19 eelse perioodi lõikes**

COVID-19 eelne periood						
	Nasdaq Composite (IXIC)		Russell 2000 (RUT)		S&P 500 (SPX)	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA (0, 0)	1585,009	1593,45	1502,344	1506,565	1372,352	1380,793
ARMA (1, 0)	1585,901	1598,563	1502,257	1510,694	1368,652	1372,871
ARMA (2, 0)	1584,971	1601,853	1502,104	1514,754	1367,243	1375,676
ARMA (0, 1)	1585,717	1598,378	1506,257	1518,919	1372,793	1381,234
ARMA (0, 2)	1585,393	1602,275	1508,149	1525,031	1373,442	1386,104
ARMA (1, 1)	1587,034	1603,917	1506,235	1523,109	1370,717	1383,373
ARMA (1, 2)	1584,476	1605,579	1507,913	1529,006	1372,711	1389,585
ARMA (2, 1)	1584,704	1605,807	1504,526	1525,609	1368,236	1385,103
ARMA (2, 2)	1579,906	1605,23	1501,666	1526,966		

## Lisa 2 järg

COVID-19 eelne periood				
	NYSE Composite (NYA)		Russell 3000 (RUA)	
	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA (0, 0)	1236,971	1245,413	1370,535	1372,19
ARMA (1, 0)	1235,259	1243,696	1370,192	1378,629
ARMA (2, 0)	1235,18	1247,83	1369,16	1381,809
ARMA (0, 1)	1238,953	1251,614	1374,221	1386,883
ARMA (0, 2)	1240,719	1257,601	1375,164	1392,046
ARMA (1, 1)	1238,175	1255,05	1372,823	1389,697
ARMA (1, 2)	1239,865	1260,958	1372,366	1393,459
ARMA (2, 1)	1238,979	1260,063	1370,141	1391,224
ARMA (2, 2)	1238,548	1263,847		



**Lisa 3. Aktsiaindeksite ARMA mudelid COVID-19 perioodi lõikes**

COVID-19 period						
	Nasdaq Composite (IXIC)		Russell 2000 (RUT)		S&P 500 (SPX)	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA (0, 0)	2015,859	2020,081	2206,018	2210,241	1937,707	1941,93
ARMA (1, 0)	1969,03	1977,475	2184,202	2192,647	1887,506	1895,951
ARMA (2, 0)	1961,704	1974,371	2160,365	2173,033	1875,989	1888,657
ARMA (0, 1)	1984,123	1996,79	2193,908	2206,575	1904,987	1917,655
ARMA (0, 2)	1961,262	1978,153	2162,53	2179,42	1872,715	1889,606
ARMA (1, 1)	1967,578	1984,468	2176,407	2193,298	1884,464	1901,355
ARMA (1, 2)	1962,105	1983,218	2159,81	2180,923	1872,459	1893,572
ARMA (2, 1)	1964,486	1985,599	2164,109	2185,222	1878,426	1899,538
ARMA (2, 2)	1936,33	1961,665	2140,556	2165,892	1833,164	1858,5

### Lisa 3 järg

COVID-19 period				
	NYSE Composite (NYA)		Russell 3000 (RUA)	
	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA (0, 0)	1942,409	1946,632	1955,081	1959,304
ARMA (1, 0)	1915,924	1924,369	1910,925	1919,371
ARMA (2, 0)	1896,699	1909,367	1895,928	1908,596
ARMA (0, 1)	1926,888	1939,555	1927,259	1939,927
ARMA (0, 2)	1893,696	1910,586	1891,752	1908,642
ARMA (1, 1)	1910,665	1927,555	1906,619	1923,509
ARMA (1, 2)	1893,7	1914,813	1891,984	1913,097
ARMA (2, 1)	1899,583	1920,696	1898,099	1919,211
ARMA (2, 2)	1861,929	1887,264	1855,935	1881,271

**Lisa 4. Aktsiaindeksite ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused COVID-19 eelsel perioodil**

COVID-19 eelne periood						
	Nasdaq Composite (IXIC)		Russell 2000 (RUT)		S&P 500 (SPX)	
	ARMA (2, 2)		ARMA (2, 1)		ARMA (1, 1)	
LAG	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]
1						
2						
3					4,3315	[0,037]
4			1,1959	[0,274]	4,4019	[0,111]
5	0,3403	[0,560]	1,4862	[0,476]	5,5574	[0,135]
6	1,0877	[0,581]	1,9716	[0,578]	5,6366	[0,228]
7	2,4479	[0,485]	2,5757	[0,631]	8,8101	[0,117]
8	5,8269	[0,212]	3,6536	[0,600]	13,7418	[0,033]
9	5,835	[0,323]	3,6575	[0,723]	14,8521	[0,038]
10	7,0177	[0,319]	3,7404	[0,809]	14,864	[0,062]
11	7,0201	[0,427]	5,9636	[0,651]	15,1775	[0,086]
12	7,0444	[0,532]	6,1372	[0,726]	15,2823	[0,122]
13	7,5103	[0,584]	6,1384	[0,804]	15,3558	[0,167]
14	10,0603	[0,435]	14,4942	[0,207]	19,5876	[0,075]
15	10,1978	[0,513]	15,1484	[0,233]	19,8038	[0,100]
16	11,0679	[0,523]	20,5321	[0,083]	22,8039	[0,064]
17	15,1013	[0,301]	20,9047	[0,104]	24,6651	[0,055]
18	16,5179	[0,283]	21,0786	[0,134]	25,1373	[0,067]
19	18,4332	[0,241]	21,7642	[0,151]	25,5973	[0,082]
20	21,3285	[0,166]	22,7457	[0,158]	27,8965	[0,064]
21	22,278	[0,174]	22,7662	[0,200]	28,2899	[0,078]
22	22,4464	[0,213]	22,8689	[0,243]	28,3024	[0,102]
23	22,5378	[0,258]	23,184	[0,280]	28,3674	[0,130]
24	23,5713	[0,262]	25,8071	[0,214]	31,181	[0,092]
25	23,5723	[0,314]	26,0069	[0,251]	31,1973	[0,118]
26	24,8493	[0,304]	26,9812	[0,257]	33,5842	[0,092]

27	25,0155	[0,349]	27,5682	[0,279]	33,983	[0,108]
----	---------	---------	---------	---------	--------	---------

## Lisa 4 järg

COVID-19 eelne periood				
	NYSE Composite (NYA)		Russell 3000 (RUA)	
	ARMA (1, 1)		ARMA (2, 1)	
LAG				
1				
2				
3	1,0551	[0,304]		
4	1,1249	[0,570]	0,4581	[0,499]
5	3,0546	[0,383]	3,2003	[0,202]
6	3,143	[0,534]	3,5278	[0,317]
7	3,7796	[0,582]	4,536	[0,338]
8	6,3564	[0,384]	8,0074	[0,156]
9	6,9157	[0,438]	8,1183	[0,230]
10	6,9599	[0,541]	8,1203	[0,322]
11	7,9796	[0,536]	9,0337	[0,339]
12	7,9844	[0,630]	9,0584	[0,432]
13	8,5077	[0,667]	9,3572	[0,499]
14	12,6712	[0,393]	14,5414	[0,204]
15	12,8156	[0,462]	15,1215	[0,235]
16	15,1168	[0,370]	18,1564	[0,152]
17	15,8019	[0,395]	19,7593	[0,138]
18	16,0817	[0,447]	20,0666	[0,169]
19	17,2541	[0,437]	20,9657	[0,180]
20	19,5889	[0,356]	23,2014	[0,143]
21	19,7019	[0,413]	23,2952	[0,179]
22	19,7109	[0,476]	23,2977	[0,224]
23	20,4909	[0,490]	23,4636	[0,267]
24	23,8121	[0,357]	26,3039	[0,195]
25	24,089	[0,399]	26,3273	[0,238]
26	24,5853	[0,429]	28,0852	[0,213]

27	25,0013	[0,462]	28,6043	[0,235]
----	---------	---------	---------	---------

**Lisa 5. Aktsiaindeksite ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused COVID-19 perioodil**

COVID-19 period						
	Nasdaq Composite (IXIC)		Russell 2000 (RUT)		S&P 500 (SPX)	
	ARMA (2, 2)		ARMA (2, 2)		ARMA (2, 2)	
LAG	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]	Q-stat	[p-value]
1						
2						
3						
4						
5	6,1081	[0,013]	8,8775	[0,003]	8,2956	[0,004]
6	6,3166	[0,042]	10,3438	[0,006]	8,5911	[0,014]
7	6,403	[0,094]	10,511	[0,015]	9,5482	[0,023]
8	6,4244	[0,170]	10,6913	[0,030]	9,8405	[0,043]
9	12,895	[0,024]	12,2421	[0,032]	18,0665	[0,003]
10	13,0631	[0,042]	12,5016	[0,052]	18,305	[0,006]
11	13,0834	[0,070]	13,379	[0,063]	18,3142	[0,011]
12	14,0092	[0,082]	13,5005	[0,096]	18,3418	[0,019]
13	15,894	[0,069]	13,8365	[0,128]	20,0373	[0,018]
14	15,9534	[0,101]	14,8268	[0,139]	20,0574	[0,029]
15	16,5131	[0,123]	14,9745	[0,184]	20,7607	[0,036]
16	16,5204	[0,169]	15,5184	[0,214]	20,7804	[0,054]
17	16,6079	[0,218]	17,1419	[0,193]	20,7851	[0,077]
18	16,7607	[0,269]	18,8378	[0,171]	23,9608	[0,046]
19	17,087	[0,314]	18,844	[0,221]	23,9726	[0,066]
20	18,9483	[0,271]	19,8549	[0,227]	25,552	[0,061]
21	19,0238	[0,327]	20,1614	[0,266]	25,6117	[0,082]
22	23,5726	[0,170]	21,7902	[0,241]	30,4456	[0,033]
23	26,0325	[0,129]	23,9858	[0,197]	32,4679	[0,028]
24	26,0751	[0,163]	24,9942	[0,202]	33,2425	[0,032]
25	27,9724	[0,141]	25,0022	[0,247]	34,3091	[0,034]
26	35,5641	[0,034]	26,2027	[0,243]	40,193	[0,010]

27	37,1818	[0,031]	29,83	[0,154]	43,4133	[0,006]
----	---------	---------	-------	---------	---------	---------



## Lisa 5 järg

COVID-19 period				
	NYSE Composite (NYA)		Russell 3000 (RUA)	
	ARMA (2, 2)		ARMA (2, 2)	
LAG				
1				
2				
3				
4				
5	1,7899	[0,181]	1,1384	[0,286]
6	11,1635	[0,004]	11,4283	[0,003]
7	28,9082	[0,000]	26,3932	[0,000]
8	32,8185	[0,000]	30,307	[0,000]
9	42,3747	[0,000]	48,264	[0,000]
10	42,3816	[0,000]	48,3671	[0,000]
11	42,3891	[0,000]	48,3674	[0,000]
12	42,4214	[0,000]	48,7576	[0,000]
13	49,0528	[0,000]	55,8629	[0,000]
14	53,7069	[0,000]	60,79	[0,000]
15	54,6642	[0,000]	61,8606	[0,000]
16	57,2151	[0,000]	64,8393	[0,000]
17	58,4641	[0,000]	67,4157	[0,000]
18	63,094	[0,000]	69,159	[0,000]
19	63,0975	[0,000]	69,1806	[0,000]
20	63,1619	[0,000]	69,6093	[0,000]
21	63,8771	[0,000]	70,5014	[0,000]
22	70,0062	[0,000]	79,3305	[0,000]
23	70,0167	[0,000]	79,5128	[0,000]
24	71,7351	[0,000]	80,0621	[0,000]
25	72,4982	[0,000]	80,4926	[0,000]
26	75,6722	[0,000]	85,9087	[0,000]
27	79,1169	[0,000]	87,3324	[0,000]

## Lisa 6. ARMA mudelite jääkliikmete tulemused ARCH LM testi näol

Period	Aksiaindeks	ARMA mudeli järk	LM testi tulemus
<b>COVID-19 eelne period</b>	Nasdaq Composite (IXIC)	ARMA (2, 2)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 45,0653 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 45,0653) = 1,40717e-08$
	Russell 2000 (RUT)	ARMA (2, 1)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 19,6103 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 19,6103) = 0,00147855$
	S&P 500 (SPX)	ARMA (1, 1)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 45,0653 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 45,0653) = 1,40717e-08$
	NYSE Composite (NYA)	ARMA (1, 1)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 35,8918 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 35,8918) = 9,9836e-07$
	Russell 3000 (RUA)	ARMA (2, 1)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 36,3307 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 36,3307) = 8,15581e-07$
<b>COVID-19 period</b>	Nasdaq Composite (IXIC)	ARMA (2, 2)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 124,829 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 124,829) = 2,97412e-25$
	Russell 2000 (RUT)	ARMA (2, 2)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 135,051

			with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 135,051) = 2,01459e-27$
	S&P 500 (SPX)	ARMA (2, 2)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 138,856 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 138,856) = 3,13208e-28$
	NYSE Composite (NYA)	ARMA (2, 2)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 94,7401 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 94,7401) = 6,77246e-19$
	Russell 3000 (RUA)	ARMA (2, 2)	Null hypothesis: no ARCH effect is present Test statistic: LM = 90,4712 with p-value = $P(\text{Chi-square}(5) > 90,4712) = 5,34977e-18$

**Lisa 7. Aktsiaindeksite GARCH (1, 1) mudelid COVID-19 eelsel perioodil**

Nasdaq Composite (IXIC)	Nasdaq Composite: GARCH, using observations 2018-01-02:2019-12-31 (T = 503)					
	Dependent variable: R_NasdaqComposite					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,148992	0,0384864	-3,871	0,0001	***
	alpha(0)	0,0599991	0,0192136	3,123	0,0018	***
	alpha(1)	0,221515	0,0440361	5,030	<0,0001	***
	beta(1)	0,753789	0,0360497	20,91	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,051793	S.D. dependent var	1,166066		
	Log-likelihood	-729,1179	Akaike criterion	1468,236		
Schwarz criterion	1489,339	Hannan-Quinn	1476,514			
Unconditional error variance = 2,42947						
Russell 2000 (RUT)	Russell 2000: GARCH, using observations 2018-01-02:2019-12-31 (T = 503)					
	Dependent variable: R_Russell2000					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,0737162	0,0402712	-1,830	0,0672	*
	alpha(0)	0,0494840	0,0216396	2,287	0,0222	**
	alpha(1)	0,145932	0,0387685	3,764	0,0002	***
	beta(1)	0,819024	0,0419790	19,51	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,014439	S.D. dependent var	1,076217		
	Log-likelihood	-716,9133	Akaike criterion	1443,827		
Schwarz criterion	1464,930	Hannan-Quinn	1452,105			
Unconditional error variance = 1,41204						

## Lisa 7 järg

S&P 500 (SPX)	S&P 500: GARCH, using observations 2018-01-02:2019-12-31 (T = 503)					
	Dependent variable: R_SP500					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,121165	0,0306562	-3,952	<0,0001	***
	alpha(0)	0,0435186	0,0130485	3,335	0,0009	***
	alpha(1)	0,244555	0,0480793	5,086	<0,0001	***
	beta(1)	0,730810	0,0371626	19,67	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,037648	S.D. dependent var	0,943883		
	Log-likelihood	-612,5195	Akaike criterion	1235,039		
Schwarz criterion	1256,142	Hannan-Quinn	1243,318			
Unconditional error variance = 1,76654						
NYSE Composite (NYA)	NYSE Composite: GARCH, using observations 2018-01-02:2019-12-31 (T = 503)					
	Dependent variable: R_NYSEComposite					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,0755425	0,0284422	-2,656	0,0079	***
	alpha(0)	0,0469392	0,0137612	3,411	0,0006	***
	alpha(1)	0,259610	0,0558069	4,652	<0,0001	***
	beta(1)	0,695655	0,0468100	14,86	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,016262	S.D. dependent var	0,825038		
	Log-likelihood	-555,9608	Akaike criterion	1121,922		
Schwarz criterion	1143,025	Hannan-Quinn	1130,200			
Unconditional error variance = 1,04926						

## Lisa 7 järg

Russell 3000 (RUA)	Russell 3000: GARCH, using observations 2018-01-02:2019-12-31 (T = 503)					
	Dependent variable: R_Russell3000					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,118234	0,0304446	-3,884	0,0001	***
	alpha(0)	0,0419065	0,0131078	3,197	0,0014	***
	alpha(1)	0,246054	0,0481249	5,113	<0,0001	***
	beta(1)	0,732325	0,0374030	19,58	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,035358	S.D. dependent var	0,944055		
	Log-likelihood	-614,7716	Akaike criterion	1239,543		
Schwarz criterion	1260,646	Hannan-Quinn	1247,822			
Unconditional error variance = 1,93825						

**Lisa 8. Aktsiaindeksite GARCH (1, 1) mudelid COVID-19 perioodil**

Nasdaq Composite (IXIC)	Nasdaq Composite: GARCH, using observations 2020-01-02:2021-12-30 (T = 504)					
	Dependent variable: R_NasdaqComposite					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,0973866	0,0500140	-1,947	0,0515	*
	alpha(0)	0,141413	0,0457358	3,092	0,0020	***
	alpha(1)	0,209069	0,0479374	4,361	<0,0001	***
	beta(1)	0,738145	0,0487969	15,13	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,107685	S.D. dependent var	1,785914		
	Log-likelihood	-868,1100	Akaike criterion	1746,220		
Schwarz criterion	1767,333	Hannan-Quinn	1754,502			
Unconditional error variance = 2,67898						
Russell 2000 (RUT)	Russell 2000: GARCH, using observations 2020-01-02:2021-12-30 (T = 504)					
	Dependent variable: R_Russell2000					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,0959648	0,0620849	-1,546	0,1222	
	alpha(0)	0,214582	0,0667019	3,217	0,0013	***
	alpha(1)	0,230415	0,0513232	4,489	<0,0001	***
	beta(1)	0,711221	0,0533561	13,33	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,059118	S.D. dependent var	2,156703		
	Log-likelihood	-961,4668	Akaike criterion	1932,934		
Schwarz criterion	1954,046	Hannan-Quinn	1941,215			
Unconditional error variance = 3,67656						

## Lisa 8 järg

S&P 500 (SPX)	S&P 500: GARCH, using observations 2020-01-02:2021-12-30 (T = 504)					
	Dependent variable: R_SP500					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,111411	0,0383642	-2,904	0,0037	***
	alpha(0)	0,102260	0,0261421	3,912	<0,0001	***
	alpha(1)	0,300344	0,0605652	4,959	<0,0001	***
	beta(1)	0,659955	0,0500955	13,17	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,075492	S.D. dependent var	1,652681		
	Log-likelihood	-753,8195	Akaike criterion	1517,639		
Schwarz criterion	1538,752	Hannan-Quinn	1525,921			
Unconditional error variance = 2,57577						
NYSE Composite (NYA)	NYSE Composite: GARCH, using observations 2020-01-02:2021-12-30 (T = 504)					
	Dependent variable: R_NYSEComposite					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,0922874	0,0385170	-2,396	0,0166	**
	alpha(0)	0,0996773	0,0254767	3,912	<0,0001	***
	alpha(1)	0,295491	0,0617466	4,786	<0,0001	***
	beta(1)	0,660061	0,0518540	12,73	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,040394	S.D. dependent var	1,660408		
	Log-likelihood	-751,4057	Akaike criterion	1512,811		
Schwarz criterion	1533,924	Hannan-Quinn	1521,093			
Unconditional error variance = 2,24258						



## Lisa 8 järg

Russell 3000 (RUA)	Russell 3000: GARCH, using observations 2020-01-02:2021-12-30 (T = 504)					
	Dependent variable: R_Russell3000					
	Standard errors based on Hessian					
		<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
	const	-0,110046	0,0393285	-2,798	0,0051	***
	alpha(0)	0,108932	0,0277304	3,928	<0,0001	***
	alpha(1)	0,310134	0,0629575	4,926	<0,0001	***
	beta(1)	0,650866	0,0512972	12,69	<0,0001	***
	Mean dependent var	-0,075417	S.D. dependent var	1,681414		
	Log-likelihood	-765,9998	Akaike criterion	1542,000		
Schwarz criterion	1563,112	Hannan-Quinn	1550,281			
Unconditional error variance = 2,7931						

**Lisa 9. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete Q-statistik COVID-19 eelse perioodil**

COVID-19 eelne periood										
	IXIC		RUT		SPX		NYA		RUA	
LAG	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.0090		0.0900		0.1827		0.7635		0.7518	
2	0.6494		0.1654		0.9063		0.8129		0.7927	
3	1.6406	0.200	0.8854	0.347	1.2705	0.260	1.0732	0.300	1.8381	0.175
4	3.5067	0.173	1.6214	0.445	1.6179	0.445	1.1561	0.561	2.8657	0.239
5	5.4089	0.144	1.6639	0.645	2.9757	0.395	2.0208	0.568	3.6336	0.304
6	5.4312	0.246	1.6776	0.795	3.3648	0.499	2.1692	0.705	3.7059	0.447
7	7.1798	0.208	2.0198	0.846	4.4357	0.489	2.3567	0.798	5.0490	0.410
8	9.4947	0.148	2.2474	0.896	5.5234	0.479	3.3210	0.768	5.8469	0.441
9	9.6021	0.212	2.2499	0.945	5.5566	0.592	3.4887	0.836	5.8823	0.554
10	9.6377	0.291	2.2585	0.972	5.5720	0.695	3.5099	0.898	5.9473	0.653
11	10.067	0.345	3.2081	0.955	5.9446	0.745	4.2067	0.897	6.3620	0.703
12	10.071	0.434	3.4161	0.970	5.9559	0.819	4.2157	0.937	6.3665	0.784
13	10.624	0.475	3.4807	0.983	5.9584	0.876	4.2392	0.962	6.3796	0.847
14	10.750	0.550	8.7216	0.727	7.8769	0.795	7.8523	0.797	8.7621	0.723
15	12.532	0.485	9.5852	0.727	9.0337	0.770	8.0634	0.839	10.172	0.680
16	14.166	0.437	12.763	0.545	9.4665	0.800	8.7075	0.849	10.664	0.712
17	18.065	0.259	14.099	0.518	13.081	0.596	10.907	0.759	13.999	0.526
18	18.346	0.304	14.174	0.586	13.509	0.635	11.323	0.789	14.222	0.582
19	19.217	0.316	14.918	0.601	14.444	0.635	11.774	0.814	15.539	0.557
20	21.359	0.262	15.218	0.647	17.139	0.514	13.774	0.744	17.967	0.458
21	21.394	0.315	15.219	0.709	17.154	0.579	13.866	0.791	18.001	0.522
22	21.406	0.374	15.390	0.754	17.424	0.625	14.037	0.829	18.264	0.570
23	21.410	0.434	15.482	0.798	17.691	0.668	14.845	0.831	18.457	0.620
24	22.795	0.413	17.685	0.725	19.644	0.605	18.127	0.698	20.411	0.557
25	23.533	0.430	17.841	0.766	19.813	0.653	18.436	0.733	20.569	0.607
26	24.246	0.448	18.129	0.797	20.146	0.688	18.454	0.780	20.871	0.646
27	25.001	0.462	18.774	0.808	20.711	0.709	19.121	0.791	21.405	0.670
28	26.475	0.437	18.974	0.838	22.517	0.660	19.625	0.809	22.920	0.637
29	29.773	0.324	19.181	0.863	24.010	0.630	20.662	0.802	24.299	0.614
30	29.986	0.364	20.388	0.850	24.028	0.680	20.703	0.838	24.300	0.666
31	30.001	0.414	21.088	0.856	24.309	0.714	20.715	0.869	24.448	0.707
32	30.089	0.461	21.187	0.882	24.827	0.733	21.578	0.869	24.807	0.734
33	31.246	0.454	21.188	0.907	26.335	0.705	22.997	0.849	25.914	0.725
34	31.345	0.500	21.820	0.912	26.466	0.743	23.474	0.863	25.931	0.767
35	31.898	0.522	24.424	0.860	26.656	0.775	23.921	0.876	26.228	0.792
36	31.939	0.569	24.841	0.874	26.777	0.806	23.929	0.901	26.425	0.820

**Lisa 10. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete Q-statistik COVID-19 perioodil**

COVID-19 period										
	IXIC		RUT		SPX		NYA		RUA	
LAG	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	2.4277		0.5053		1.5222		0.0547		1.3478	
2	2.4849		0.8104		2.1199		0.0575		1.7937	
3	2.6020	0.107	1.1859	0.276	2.4175	0.120	1.1416	0.285	1.9305	0.165
4	3.3522	0.187	1.4757	0.478	2.9211	0.232	1.3277	0.515	2.5848	0.275
5	3.3565	0.340	2.2706	0.518	2.9419	0.401	1.5828	0.663	2.5872	0.460
6	4.9793	0.289	3.8504	0.427	5.0797	0.279	2.4873	0.647	5.0161	0.286
7	5.2742	0.383	4.0957	0.536	6.4285	0.267	3.3658	0.644	5.8617	0.320
8	5.3437	0.501	5.1503	0.525	6.6575	0.354	5.3827	0.496	6.2039	0.401
9	8.5781	0.284	7.7519	0.355	10.426	0.166	9.3384	0.229	10.540	0.160
10	8.7294	0.366	7.8494	0.448	10.709	0.219	9.3506	0.314	10.641	0.223
11	9.8265	0.365	8.0590	0.528	10.745	0.294	9.7570	0.371	10.667	0.299
12	10.558	0.393	8.2939	0.600	12.354	0.262	12.074	0.280	12.394	0.260
13	15.217	0.173	8.3858	0.678	13.853	0.241	12.101	0.356	13.487	0.263
14	16.529	0.168	9.5554	0.655	14.854	0.250	12.268	0.424	14.464	0.272
15	16.836	0.207	9.8044	0.710	15.369	0.285	12.429	0.493	14.625	0.331
16	18.698	0.177	9.8380	0.774	16.153	0.304	12.619	0.557	15.084	0.372
17	20.660	0.148	9.9722	0.821	20.567	0.151	13.655	0.552	18.798	0.223
18	22.361	0.132	10.030	0.865	20.623	0.193	14.162	0.587	18.835	0.277
19	24.209	0.114	10.058	0.901	20.842	0.233	14.192	0.653	19.107	0.322
20	24.424	0.142	11.114	0.889	20.887	0.285	15.248	0.645	19.302	0.373
21	26.278	0.123	13.014	0.838	21.784	0.295	17.047	0.587	20.588	0.360
22	27.213	0.129	14.008	0.830	22.656	0.306	17.593	0.614	21.476	0.370
23	27.253	0.163	14.202	0.861	23.042	0.342	18.047	0.646	21.586	0.424
24	28.496	0.160	14.358	0.888	23.329	0.383	18.115	0.699	21.711	0.477
25	29.567	0.162	14.561	0.910	23.578	0.427	18.119	0.751	22.060	0.517
26	39.852	0.022	14.924	0.923	30.434	0.171	20.325	0.678	27.979	0.261
27	40.456	0.026	15.605	0.926	32.298	0.150	23.531	0.547	29.251	0.254
28	40.679	0.033	16.843	0.914	32.307	0.183	24.447	0.550	29.464	0.290
29	42.232	0.031	16.872	0.934	33.699	0.175	24.904	0.580	31.114	0.266
30	42.334	0.040	16.904	0.950	34.368	0.189	25.439	0.604	31.309	0.304
31	42.739	0.048	16.907	0.964	34.423	0.224	25.559	0.649	31.405	0.347
32	42.970	0.059	17.270	0.969	34.431	0.264	26.068	0.672	31.476	0.392
33	45.437	0.046	18.085	0.968	37.607	0.192	27.533	0.645	34.342	0.311
34	45.875	0.053	18.353	0.974	37.749	0.223	27.773	0.681	34.533	0.348
35	46.605	0.059	18.407	0.981	37.804	0.259	28.077	0.711	34.605	0.391
36	48.148	0.055	18.735	0.984	41.128	0.187	30.141	0.657	37.310	0.319

**Lisa 11. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete ruutude Q-statistik COVID-19 eelsel perioodil**

COVID-19 eelne periood										
	IXIC		RUT		SPX		NYA		RUA	
LAG	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	2.4277		0.5053		1.5222		0.0547		1.3478	
2	2.4849		0.8104		2.1199		0.0575		1.7937	
3	2.6020	0.107	1.1859	0.276	2.4175	0.120	1.1416	0.285	1.9305	0.165
4	3.3522	0.187	1.4757	0.478	2.9211	0.232	1.3277	0.515	2.5848	0.275
5	3.3565	0.340	2.2706	0.518	2.9419	0.401	1.5828	0.663	2.5872	0.460
6	4.9793	0.289	3.8504	0.427	5.0797	0.279	2.4873	0.647	5.0161	0.286
7	5.2742	0.383	4.0957	0.536	6.4285	0.267	3.3658	0.644	5.8617	0.320
8	5.3437	0.501	5.1503	0.525	6.6575	0.354	5.3827	0.496	6.2039	0.401
9	8.5781	0.284	7.7519	0.355	10.426	0.166	9.3384	0.229	10.540	0.160
10	8.7294	0.366	7.8494	0.448	10.709	0.219	9.3506	0.314	10.641	0.223
11	9.8265	0.365	8.0590	0.528	10.745	0.294	9.7570	0.371	10.667	0.299
12	10.558	0.393	8.2939	0.600	12.354	0.262	12.074	0.280	12.394	0.260
13	15.217	0.173	8.3858	0.678	13.853	0.241	12.101	0.356	13.487	0.263
14	16.529	0.168	9.5554	0.655	14.854	0.250	12.268	0.424	14.464	0.272
15	16.836	0.207	9.8044	0.710	15.369	0.285	12.429	0.493	14.625	0.331
16	18.698	0.177	9.8380	0.774	16.153	0.304	12.619	0.557	15.084	0.372
17	20.660	0.148	9.9722	0.821	20.567	0.151	13.655	0.552	18.798	0.223
18	22.361	0.132	10.030	0.865	20.623	0.193	14.162	0.587	18.835	0.277
19	24.209	0.114	10.058	0.901	20.842	0.233	14.192	0.653	19.107	0.322
20	24.424	0.142	11.114	0.889	20.887	0.285	15.248	0.645	19.302	0.373
21	26.278	0.123	13.014	0.838	21.784	0.295	17.047	0.587	20.588	0.360
22	27.213	0.129	14.008	0.830	22.656	0.306	17.593	0.614	21.476	0.370
23	27.253	0.163	14.202	0.861	23.042	0.342	18.047	0.646	21.586	0.424
24	28.496	0.160	14.358	0.888	23.329	0.383	18.115	0.699	21.711	0.477
25	29.567	0.162	14.561	0.910	23.578	0.427	18.119	0.751	22.060	0.517
26	39.852	0.022	14.924	0.923	30.434	0.171	20.325	0.678	27.979	0.261
27	40.456	0.026	15.605	0.926	32.298	0.150	23.531	0.547	29.251	0.254
28	40.679	0.033	16.843	0.914	32.307	0.183	24.447	0.550	29.464	0.290
29	42.232	0.031	16.872	0.934	33.699	0.175	24.904	0.580	31.114	0.266
30	42.334	0.040	16.904	0.950	34.368	0.189	25.439	0.604	31.309	0.304
31	42.739	0.048	16.907	0.964	34.423	0.224	25.559	0.649	31.405	0.347
32	42.970	0.059	17.270	0.969	34.431	0.264	26.068	0.672	31.476	0.392
33	45.437	0.046	18.085	0.968	37.607	0.192	27.533	0.645	34.342	0.311
34	45.875	0.053	18.353	0.974	37.749	0.223	27.773	0.681	34.533	0.348
35	46.605	0.059	18.407	0.981	37.804	0.259	28.077	0.711	34.605	0.391
36	48.148	0.055	18.735	0.984	41.128	0.187	30.141	0.657	37.310	0.319

**Lisa 12. GARCH (1, 1) mudeli jääkliikmete ruutude Q-statistik COVID-19 perioodil**

COVID-19 period										
	IXIC		RUT		SPX		NYA		RUA	
LAG	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	1.1171	0.291	0.9225	0.337	0.0641	0.800	0.0024	0.961	0.1805	0.671
2	1.9917	0.369	1.9670	0.374	0.2653	0.876	0.2072	0.902	0.5318	0.767
3	2.5370	0.469	4.5883	0.205	0.2678	0.966	0.4727	0.925	0.5590	0.906
4	2.7189	0.606	5.0349	0.284	0.7911	0.940	0.4840	0.975	0.7145	0.950
5	2.7439	0.739	5.2795	0.383	0.9326	0.968	0.4862	0.993	1.0837	0.956
6	2.8918	0.822	5.7068	0.457	1.0237	0.985	0.7231	0.994	1.1081	0.981
7	3.0506	0.880	6.3448	0.500	1.0562	0.994	0.7557	0.998	1.2341	0.990
8	3.5860	0.892	8.3641	0.399	2.4459	0.964	0.9574	0.999	2.7448	0.949
9	4.3695	0.885	8.4537	0.489	2.4503	0.982	1.2819	0.998	2.7456	0.974
10	4.4693	0.924	10.321	0.413	2.4769	0.991	5.4800	0.857	2.7820	0.986
11	4.5321	0.952	10.343	0.500	2.4841	0.996	5.4839	0.905	2.7826	0.993
12	5.4955	0.939	11.155	0.516	3.4640	0.991	6.6436	0.880	3.9564	0.984
13	7.3333	0.884	12.139	0.516	6.2110	0.938	9.2114	0.757	7.4952	0.875
14	8.4682	0.864	12.227	0.588	8.3675	0.869	9.7517	0.780	9.4641	0.800
15	8.5321	0.901	12.255	0.660	8.9748	0.879	13.510	0.563	10.131	0.811
16	8.7791	0.922	13.252	0.654	9.0578	0.911	13.934	0.604	10.362	0.847
17	9.3236	0.930	16.418	0.494	9.4505	0.925	14.161	0.656	10.944	0.859
18	9.3252	0.952	17.145	0.513	10.469	0.916	14.971	0.664	12.160	0.839
19	9.3314	0.968	18.257	0.505	10.633	0.936	15.124	0.715	12.249	0.875
20	9.3599	0.978	19.075	0.517	13.570	0.852	17.356	0.630	15.039	0.774
21	9.3659	0.986	19.467	0.555	14.208	0.860	19.820	0.533	16.173	0.760
22	9.6259	0.989	20.861	0.529	14.297	0.891	20.399	0.558	16.453	0.793
23	10.035	0.991	22.891	0.467	14.601	0.908	20.572	0.607	16.569	0.830
24	10.714	0.991	28.710	0.231	16.079	0.885	22.398	0.556	18.612	0.772
25	10.719	0.994	29.023	0.263	16.079	0.912	22.926	0.582	18.612	0.815
26	11.453	0.994	29.993	0.268	16.083	0.934	23.003	0.633	18.612	0.852
27	11.866	0.995	30.196	0.305	17.524	0.917	23.354	0.666	19.992	0.831
28	11.927	0.997	30.261	0.351	17.953	0.927	23.407	0.712	20.709	0.837
29	11.934	0.998	30.312	0.399	17.987	0.945	23.445	0.756	20.812	0.866
30	14.716	0.991	31.330	0.399	21.134	0.884	23.644	0.788	23.601	0.790
31	14.859	0.994	34.673	0.297	22.746	0.858	27.324	0.656	25.055	0.765
32	14.958	0.996	34.822	0.335	23.405	0.865	28.084	0.665	25.822	0.771
33	15.528	0.996	34.826	0.381	23.428	0.891	28.462	0.693	25.846	0.808
34	19.846	0.975	34.853	0.427	25.127	0.865	28.470	0.735	27.476	0.778
35	19.854	0.981	35.418	0.448	25.178	0.890	28.734	0.764	27.695	0.805
36	20.899	0.979	35.903	0.473	25.428	0.905	28.734	0.800	28.584	0.806

## Lisa 13. Lihtlitsents

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

Mina, Rene Tõldsep

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

USA VIIIE AKTSIAINDEKSI VOLATIILSUSE MODELLEERIMINE NING VÕRDLUS  
COVID-19 PANDEEMIA VÄTEL NING PANDEEMIA EELSEL AJAL TUGINEDES  
GARCHI TÜÜPI MUDELILE,

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.

---

24.04.2022

---

<sup>1</sup> 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 tähtajaks nõusolekut lõputöö reprodutseerimiseks ja avalikustamiseks vastavalt lihtlitsentsi punktidele 1.1. ja 1.2, siis lihtlitsents nimetatud tähtaja jooksul ei kehti.