

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Joosep Kampus

**KRÜPTOVALUUTATURU JA AKTSIATURU VOLATIILSUSE
SEOSSED USA TURGUDE NÄITEL**

Magistritöö

Õppekava äriühendus ja majandusarvestus, peeriala äriühendus

Juhendaja: Kaido Kepp, MA

Tallinn 2023

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

Töö pikkuseks on 10221 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Joosep Kampus 03.01.2023

SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE	5
SISSEJUHATUS	6
1. VIRTUAALVÄÄRINGUD JA VOLATIILISUS	9
1.1. Virtuaalväeringute ajalugu, karakteristikud ja tehniline protsess.....	10
1.1.1. Krüptovaluutade soetamine, kauplemine ja säilitamine	11
1.1.2. Krüptovaluutad	13
1.1.2.1. Bitcoin (BTC).....	13
1.1.2.2. Ethereum (ETH)	14
1.1.2.3. Ripple (XRP)	14
1.2. Volatiilsus.....	15
1.2.1. Volatiilsuse mõõtmine ja mõju hindamine.....	15
1.2.2. Volatiilsuse mõju ülekandumine	16
1.2.3. Varasemad empiirilised uurimused	17
2. METOODIKA JA VALIM	21
2.1. Valim	23
2.2. Mudeli eeldused.....	26
2.2.1. Statsionaarsus	26
2.2.2. Heteroskedastiivsus	26
2.2.3. Granger-Causality.....	27
2.3. Mudeli spetsifikatsioon	28
3. EMPIIRILISE UURINGU TULEMUSED JA JÄRELDUSED	30
3.1. Andmed ja eelduste hindamine.....	30
3.2. Volatiilsusmodelite hindamine	31
3.3. Volatiilsuse korrelatsioonimudel.....	34
3.4. Järeldused	37
KOKKUVÕTE	41
SUMMARY	45
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU	47

LISAD	52
Lisa 1. Bitcoin ja traditsiooniliste varaklasside DCC-GARCH mudelid	52
Lisa 2. Ethereum ja traditsiooniliste varaklasside DCC-GARCH mudelid.....	54
Lisa 3. Ripple ja traditsiooniliste varaklasside DCC-GARCH mudelid	56
Lisa 4. Volatiilsuse korrelatsioonimudelite graafikud perioodil 2016-2022.....	58
Lisa 5. Lihtlitsents	61

LÜHIKOKKUVÕTE

Magistritöö eesmärk on analüüsida virtuaalväeringute, täpsemalt krüptovaluutade, volatiilsuse mõju aktsiaturgudele, lähtudes USA turunäitajatest. Töös püstitati kaks uurimisküsimust: i) millist mõju avaldab krüptovaluutade volatiilsus aktsiaturgudele? ii) kas erinevad krüptovaluutad järgivad ühist volatiilsuse trendi? Uurimisküsimustele vastamiseks kasutab autor Investing.com lehelt pärinevaid andmeid, täpsemalt krüptovaluutade ja USA aktsiaturgude indeksite päevaseid sulgemishindu. USA aktsiaturgude indeksitena kasutatakse Standard and Poor's 500 (S&P500), Nasdaq indekseid, Dow Jonesi tööstuskeskmist indeksit ning krüptovaluutadeks valiti Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ja Ripple (XRP). Uurimustöö tulemusel saadi kinnitust, et šokkide ülekandumine leiab aset, kuid šokid USA aktsiaturgudel põhjustavad peamiselt volatiilsust ka krüptovaluutades, kuid tuvastatud seos on väga nõrk ning ei leia aset lühiajaliselt. Volatiilsuse mõju ülekandumine joonistub välja pika perioodi vaatel ehk väliste šokkide pikaajalises mõjus ja püsivuses. Täiendavalt mõjutavad krüptovaluutade volatiilsust krüpto-spetsiifilised šokid. Kõikide analüüsitud varade puhul joonistuvad välja ühised väliste šokkide pikaajalised mõjud ja püsivused, näiteks Covid-19 pandeemia ja püsivalt kõrge inflatsioonitase, mis omakorda võib kaasa tuua nii krüptovaluuta kui ka aktsiaturgude investeringute realiseerimise, et katta igapäevased olmekulusid. See kinnitab veel enam fakti, et peamised volatiilsuse esilekutsujad krüptovaluutade ja ka aktsiaturuindeksite puhul on välised mõjurid nagu keskpankade rahapoliitika ning üldine majanduslik olukord. Huvitavalt on ka krüptovaluutade omavahelised keskmised volatiilsuse korrelatsioonid oodatust madalamad, mis viitavad väga nõrgale korrelatsioonile, küll aga on tootluste volatiilsuse mustrites tuvastatavad teatavad sarnasused. Mustrite läbi on võimalik näha, et šokkide mõju väljendub esmalt BTC puhul ning seejärel järgneb sama mõju ETH ja XRP puhul. Läbi viidud testide tulemusel on aga keeruline väita, et analüüsitud krüptovaluutade vahel oleks tugev seotus või et need järgiksid ühist volatiilsus trendi. Küll aga saame väita, et kõik analüüsitud krüptovaluutad on ühtlasi mõjutatud välistest šokkidest.

Võtmesõnad: GARCH, DCC-GARCH, volatiilsuse ülekandumine, krüptovaluuta, BTC, ETH, XRP

SISSEJUHATUS

Tehnoloogia areng on kaasa toonud mitmeid märkimisväärseid arenguid ja muutusi, mis mõjutavad inimkonna käitumist igapäevaselt. Üheks oluliseks arenguks, viimase dekaadi jooksul, võib pidada virtuaalväeringute teket ja selle populaarsuse kasvu. See on uus tehnoloogia, mis põhineb vanadel tingimustel, kuid loob tugevaid eeliseid tänapäeva usaldusrahadele. Tehnoloogia, mida aktiivselt arendatakse ning mille eesmärk on raha muuta taas detsentraliseerituks. Virtuaalväeringute, täpsemalt krüptovaluutade osakaalud paljude investorite portfellides ei ole enam põhjendamatu risk, vaid investeerimise võimalus, mida tasub analüüsida. Tulenevalt krüptovaluutade olemusest ja nende tehnilisest toimimisest on selle investeringuvahendi saatvaks tunnuseks jäänud volatiilsus. Peamiselt on see tingitud faktist, et tegu on virtuaalse väärtuse ja ideega, millele on kujunenud oletatav väärtus, kuid mille väärtuse stabiilsus ei ole enamikel juhtudel millegagi tagatud. Aktsiaturgudega võrreldes on investeringuobjektidel näiteks varad ja kapital, mis tagavad teatud stabiilsuse, kuid krüptovaluutade puhul on seda keeruline väita.

Olenemata kõrge riskist, virtuaalväeringute keerukast tehnilisest protsessist ja suurest volatiilsusest on krüptovaluutasid saatnud märkimisväärne populaarsus ning kogu krüptovaluutaturu hinnanguline väärtus on tõusis 2021 aasta lõpul ligi 3 triljoni USA dollarini, kuid tulenevalt mitmetest teguritest on aastaga krüptovaluutaturu hinnanguline väärtus langenud veidi alla 1 triljoni USA dollari. Sellest tulenevalt on võimalik spekuloida, et virtuaalväeringute turg omab mõju ka teistele finantsinstrumentidele, kuna sellise kasvu saavutamiseks võisid investorid liigutada rahalisi vahendeid teistelt varaklassidelt, näiteks aktsiatest, krüptovaluutadesse. Seda veel enam olukorras, kus krüptovaluutade väärtused olid tugevas ja kiires tõusutrendis. Arvestades virtuaalväeringute turu väärtust, populaarsust ning pidevat arengut on oluline mõista, millist mõju see investeerimisinstrument omab aktsiaturgude suhtes. Võttes arvesse, et varaklasside osakaalud on investorite portfellides pidevalt muutuvad, siis on oluline mõista, millist mõju omab ühe instrumendi väärtuse volatiilsus teisele instrumendile. Selliste informatsiooni mõjude ülekandumise mehhanismide uurimine on tähelepanu all olnud juba alates 90ndatest, kuna uurijad on pidanud koosmõjude mõistmist üheks parimaks viisiks finantskriiside mõistmiseks ja ennustamiseks (Forbes & Rigobon, 2002; Gande & Parsley, 2005). Seeläbi oleks

võimalik ka hinnata krüptovaluutade kasutamist portfelli riski hajutamiseks. (Bouri *et al.*, 2017; Damianov & Elsayed, 2019) Samuti leidub ka vastuargumente, mis väidavad, et krüptovaluutad ei saa oma tehnilise protsessi tõttu omada riskide hajutamiseks sobivat rolli, kuna varaga käivad kaasas kõrged lühiajalised riskid ning suur tõenäosus sattuda varguste ohvriks. (Yermack, 2013)

Magistritöö eesmärk on analüüsida virtuaalvääringute, täpsemalt krüptovaluutade, volatiilsuse mõju aktsiaturgudele, lähtudes USA turunäitajatest.

Antud analüüs viiakse läbi Dünaamilise tingliku korrelatsiooni üldistatud autoregressiivse tingliku heteroskedastiivsuse mudeli ehk DCC-GARCH mudeli läbi, toetudes Engle (2002) metodoloogiale. Varasemalt on antud teemat uuritud mitmetel kordadel, kuid valdavalt jäävad asjakohased uurimused krüptovaluutade populaarsuse eelsesse perioodi. Peamiselt on lähtutud krüptovaluutade ja traditsiooniliste varaklasside volatiilsuse ülekandumise uurimiste puhul ainult Bitcoin'i mõjust. Antud töös võetakse analüüsi ka Ethereum ja Ripple krüptovaluutad. Täiendavalt on viimastel aastatel leidnud aset mitu krüptovaluuta-spetsiifilist šokki, mille mõju edasi kandumist on võimalik analüüsida.

Magistritöö käigus soovitakse leida vastused järgnevatele küsimustele:

- 1) Millist mõju avaldab krüptovaluutade volatiilsus aktsiaturgudele?
- 2) Kas erinevad krüptovaluutad järgivad ühist volatiilsuse trendi?

Uurimisküsimustele vastamiseks kasutab autor Investing.com lehelt pärinevaid andmeid, täpsemalt krüptovaluutade ja USA aktsiaturgude indeksite päevaseid sulgemishindu. USA aktsiaturgude indeksitena kasutatakse Standard and Poor's 500 (S&P500) ja Nasdaq indekseid ning Dow Jonesi tööstuskeskmist indeksit, mille alusel on võimalik USA turgu adekvaatselt kirjeldada. Analüüsi läbi viimiseks valiti USA aktsiaturud, kuna nende puhul on tegu kõige suuremate turgudega ning reaktsioonid uuele informatsioonile leiavad aset lühema perioodi jooksul. Krüptovaluutadeks valiti Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ja Ripple (XRP), kuna nende puhul on tegu ühtede suurimate krüptovaluutadega oma turukapitalisatsioonilt, mille väärtused ei ole tagatud muu varaga ehk stabiilsusrahad (i.k. *stablecoin*). Andmete aegruud sisaldavad vaatlusi alates 2016. aastast kuni 2022. aasta oktoobrini. Andmete analüüsimiseks ja mudelite modelleerimiseks kasutatakse statistikatarkvara R-Studio, kus rakendatakse peamiselt „tseries“, „vars“, „lmtest“, „rugarch“ ja „rmgarch“ pakette.

Töö on üles ehitatud kolmes osas. Esimeses peatükis tutvustatakse krüptovaluutade olemust, nende ajalugu, karakteristikuid ja tehnilist protsessi. Samuti kirjeldatakse volatiilsuse mõju, selle hindamist ja ülekandumist. Täiendavalt kajastatakse esimeses peatükis ka varasemaid empiirilisi uurimusi. Teises peatükis antakse ülevaade meetodikast ning koostatud valimist, samuti kirjeldatakse kasutatavate mudelite eeldusi. Viimases peatükis antakse ülevaade mudelite tulemustest ning sõnastatakse järeldused.

Töö sihtgrupiks saab pidada investoreid, kes kaaluvad krüptovaluutade kaasamist investeerimisportfellidesse ning soovivad seeläbi mõista, millist koosmõju omavad krüptovaluutad ja USA aktsiaturud.

1. VIRTUAALVÄÄRINGUD JA VOLATIILSUS

Esimesed definitsioonid virtuaalväeringutele sõnastati esmalt Euroopa Keskpanga poolt 2012. aastal. Nende definitsiooni kohaselt on virtuaalväering digitaalne raha reguleerimata keskkonnas, mida väljastavad ja kontrollivad selle arendajad ning mida kasutatakse makseviisina konkreetse virtuaalse kogukonna liikmete seas. (European Central Bank, 2012). Enimlevinud definitsiooni kohaselt, mille sõnastas USA maksuamet (i.k *Internal Revenue Service*) 2014. aastal, on virtuaalväering mis tahes väärtuse digitaalne esitus, mida on võimalik digitaalselt kaubelda, üle kanda või maksevahendina kasutada. Tänapäeval on kõige enam tähelepanu saavateks virtuaalväeringuteks krüptovaluutad ja mitteasendatavad varad ehk NFT-d. Krüptovaluutaks peetakse digitaalset valuutat, milles tehinguid kontrollib ja tehingute ajalugu säilitab krüptograafiat kasutav detsentraliseeritud süsteem. Mitteasendatavad varad/märgid (ingl.k. *non-fungible tokens* ehk NFT on krüptograafilised varad, mida talletatakse plokiahelas ning millel on ainulaadsed identifitseerimiskoodid ja metaandmed, mis neid üksteisest eristavad. NFT-de ost, müük ja kauplemine toimub ainult krüptovaluutades ning see on tänapäeval ka üks peamisi krüptovaluutade maksevahendina kasutuse võimalusi. Krüptovaluutadel on mitmeid eeliseid, kuid ka mitmeid halvemusi, mis seavad takistusi nende kasutusele kaupade ja teenuste eest tasumise maksevahendina. Peamiseks probleemiks võib pidada volatiilsust, nimelt ei ole majanduslikult kasulik ettevõttel arveldada krüptovaluutades, mille väärtus kõigub olulisel määral ning mis ei ole tagatud reaalse varaga. Olgugi, et ka usaldusrahad ehk fiat-rahad ei ole samuti reaalse varaga tagatud, on nende väärtus stabiilsem, kuid tsentraliseeritud. Teiseks oluliseks takistuseks saab pidada krüptovaluutade vähest isikustavatust ja reguleeritavatust, mis muudab ettevõtetele ettenähtud KYC/AML nõuete täitmise keeruliseks ja kulukaks. Sellest tulenevalt on krüptovaluutad vähesel määral maksevahendina kasutust leidnud ning neid soetatakse peamiselt investeringu varana. Investeringuna on krüptovaluutad atraktiivsed tänu kõrgele volatiilsusele, mis võimaldab strateegilisel kauplemisel lühiajaliselt kasumit teenida. (Sauga, 2018) Krüptovaluuta tehnoloogia omaksvõtt on kiiresti tõusnud ja krüptovaluutaga kauplemise aktiivsus on kaasa toonud enam kui 200 väga killustatud, enamasti reguleerimata krüptovaluutabörsi loomise, mis toimivad pigem maakleri-diileritena kui traditsiooniliste börsidena (Hansen, 2018).

1.1. Virtuaalväeringute ajalugu, karakteristikud ja tehniline protsess

Esimesed indikatsioonid krüptovaluutadele said alguse juba 1980ndatel, kus neid nimetati küber-rahadeks, kuid krüptovaluutad, mis on nüüdseks palju tuntust kogunud, said alguse Bitcoin loomisega 2008. aastal. Bitcoin sünnilugu on aastaid kandnud märkimisväärne müsteeriumiloor. Nimelt on populaarse krüptovaluuta loojaks anonüümseks jäänud Satoshi Nakamoto, kes avalikustas krüptograafia kogukonna foorumis Bitcoin kontseptsiooni. Mitmed krüptograafia huvilised jätkasid Satoshi koodi edasi arendamist ning esimene tehing leidis aset 2010, kui üks arendajatest soetas 10 000 Bitcoin eest pitsa. Sellest tehingust alates hakati Bitcoin üha enam kasutusele võtma, peamiselt tehinguteks, kus anonüümsus oli oluline. Nimelt olid esimeste krüptovaluuta rakendajate seas *Wikileaks* ja musta turu keskkond *Silk Road*. (Sauga, 2018, lk 40-49) Bitcoinile järgnesid mitmed muud alternatiivsed krüptovaluutad, millest teine populaarseim on Ethereum, mis loodi 2015. aastal ning antud töös käsitletakse veel ka krüptovaluutat Ripple (XRP), mis loodi 2012. aastal.

Kogu krüptovaluuta protsess on ülesehitatud läbi kolme osapoole: kasutajad, sõlmed, kaevandajad. Kõik osapooled mängivad rolli kogu protsessi toimimisel, mille eesmärk on jõuda konsensusele ehk teisisõnu kinnitada, et tehingu toimumiseks on vajalikud eeldused ja parameetrid täidetud. Kasutajad ehk lihtsõlmed moodustavad valdava enamuse detsentraliseeritud võrgustikust. Nad teevad ja saavad makseid ning tasuvad kaevandajatele tehingu sooritamise tasu. Sõlmed omakorda edastavad teavet kogu võrgustikule ning võimaldavad võrgustikule võrdset ja ühist infovälja. Kaevandajad kontrollivad ja tõendavad ülekandeid, mida kasutajad soovivad teha ning see läbi on nende ülesandeks luua konsensus. (Hosp, 2017, lk 43-45)

Krüptograafias tõlgendatakse konsensust kui kokkulepet selle üle, mis on või ei ole juhtunud. Krüptovaluutades arveldamise puhul üritatakse jõuda kokkuleppele kas tehingu sooritajal on piisavalt vahendeid selleks, et neid teisele aadressile saata ning selle käigus vältida vahendite topelt kasutust ning muid pettemeetodeid. Tehingute õigsuse tõestamise eest teenitakse tasu ning selleks, et detsentraliseeritud süsteemis lihtsasti tekkivat kaost vältida, on legitiimsed krüptoväeringute süsteemid välja arendanud konsensusmehhanismid, mis aitavad lahendada krüptosüsteemi peamisi probleeme. Nendeks probleemideks on vastuolulise informatsiooni konflikt, valekaevandajate tekke võimaluse, õiglase tasusüsteemi loomine. Peamised algoritmid, mida populaarsemad krüptovaluutad kasutavad on tähtsusõendus (*Proof of Importance*), panusetõendus (*Proof of Stake*) ja enimlevinud töötõendus (*Proof of Work*). (Hosp, 2017, lk 45-47)

Eelmainitud algoritmide alusel otsustatakse, kellel on õigus ja millise süsteemi läbi saavad kaevandajad tehinguid valida. Antud töös keskendutakse panuse- ja töötõendusele, kuna need algoritmid on kasutusel töös uuritavate krüptovaluutade puhul.

Panusetõendus annab võimaluse rohkematele kaevandajatele tehinguid tõestada, olenemata nende võimekusest. Lihtsa selgituse läbi toimib süsteem järgmiselt: krüptovaluutale pannakse paika selgelt määratud panuste hulk, kuhu kõigil huvilistel on võimalik panustada seni kuni panuste hulk on täidetud. Kaevanduse tulu jagatakse kõigi osaliste vahel lähtuvalt nende panuse proportsioonist kogu panuste hulgast, s.t. kui panustatakse 1% kogu panuste fondist, siis teenitakse ka 1% tuludest. Töötõenduse algoritm on vanim ja seeläbi ka enim testitud. Selle süsteemi alusel on eelisõigus valida tehinguid sellel kaevandajal, kes sooritab töö esimesena ehk kellel on kõige suurem võimekus. (Hosp, 2017, lk 46-47) Selle algoritmi ja Bitcoin'i kiire populaarsuse tõusu tõttu hakkasid 2021. aastal vältel tekkima suured krüptovaluutade kaevandamise farmid, mis omakorda mõjutasid suurimaid finantsturge üle kogu maailma, kuna kaevandamiseks vajaminevate riistvarade nõudlus tõusis drastiliselt ning mis mängisid koos Covid-19 pandeemiaga rolli pooljuhtide defitsiidi tekkes (Perez, 2022). Erinevate pooljuhtide tootjate hinnangutel on kogu kaevandamiseks minevate riistvarade nõudlus 10-20% kogu nõudlusest (Hollister, 2021). Pooljuhid on olulised nii infotehnoloogia sektoris kui ka enamuste tööstussektorite töötoimimiseks.

Kaevetulemusel loovad kaevandajad kinnitamata tehingutest plokkide, mis omakorda moodustavad plokkiahela. Kogu plokkiahel on kõigile osalistele kättesaadav ning seda ei ole võimalik muuta. Kui ahelas üritada muuta valmis plokki, siis puruneks kogu plokkiahel. Sellest tulenevalt peetakse ahelat muutmatuks ja täielikuks tehingute ajalooks. (Härdle *et al.*, 2019) (Hosp, 2017)

1.1.1. Krüptovaluutade soetamine, kauplemine ja säilitamine

Krüptovaluutade ostmiseks on kaks võimalust. Osta krüptovaluutat läbi kauplemisbörsi välise teenuse (i.k. Over-The-Counter e OTC), kuid selle teenuse kasutamise miinimumsumma on miljon dollarit. Alla miljoni dollarilised ostud toimuvad läbi vahetusplatvormide. Suurimad vahetusplatvormid võimaldavad kauplemist ja ka panusetõenduse algoritmi läbi kaevandamist. (Hosp, 2017)

Krüptovaluutade esimesel ostmisel luuakse kasutajale kaks võtit: avalik aadress ja privaatvõti. Avalik aadress on aadress, mille kaudu on kasutajale võimalik krüptovaluutat saada ning privaatvõti on justkui salasõna, mis on teada ainult kasutajale. Privaatvõtme läbi on võimalik makseid sooritada ning pääseda ligi krüptovaradele. Krüptovääringute puhul pole võimalik reaalselt krüptovaluutasid säilitada, need talletatakse ploki ahelas ning sealt need edasi ei liigu. Krüptovaluutade säilitamise puhul peetakse silmas privaatvõtme säilitamist. (*Ibid.*)

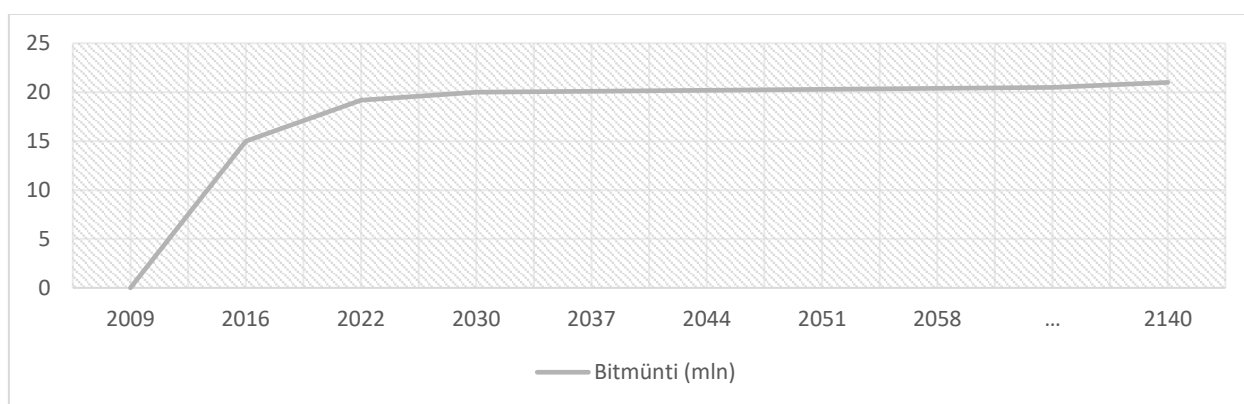
Privaatvõtme säilitamiseks on mitmeid viise, millest osad lähtuvad maksimaalsest turvalisusest ning osad mugavusest. Säilitamise viise nimetatakse rahakottideks ning kasutuses on näiteks paber-, mälu-, tarkvara-, riistvararahakotid ning vahetusplatvormid. Paberrahakott tähendab, et privaatvõti on kirja pandud paberilehele, millele on ligipääs ainult selle omanikul. Mülurahakott – privaatvõtme omanik on võtme pähe õppinud. Tarkvararahakotid on digitaalselt kodeeritud privaatvõtmed arvutis või rakenduses ning riistvararahakotid on USB pulkadele talletatud privaatvõtmed. Vahetusplatvormide läbi on võti talletatud platvormi poolt ning ligipääs sellele on vastavalt platvormi poolt väljatöötatud isikutuvastamise süsteemi läbi. Tihti kasutatakse ka termineid külma ja kuumhoidla, need terminid grupeerivad eelnevalt nimetatud rahakotiviise lähtuvalt ligipääsust internetile, s.t. kuumhoidla puhul on rahakotil internetiühendus ja külmhoidla puhul seda pole. (Hosp, 2017)

Tulenevalt erinevatest säilitamiste meetoditest on ajalooliselt aset leidnud mitu krüptovaluutaturu šokki, mis on alguse saanud kuumhoidlate kokku kukkumisest. Kõige märkimisväärsmaks saab pidada Mt.Goxi vahetusplatvormi skandaali 2014ndal aastal. Mt.Goxi platvormi kaudu kaubeldi tipphetkedel ligi 70% ringluses olevate Bitcoinidega. 2014ndal aastal sai platvorm pettuse süüdistuse, mis oli seotud petturlike väljamaksetega. See tõi omakorda kaasa platvormi pankroti ning ligi 750 tuhande BTC kadumise, mis langetas BTC väärtust ligi 40%. Oma keskse rolli ja valuuta hoidmise funktsiooni tõttu on krüptovaluuta kauplemisplatvormid siseringipettuste ja väliste turvariskide peamiseks sihtmärgiks, mis võib põhjustada hoiustajatele märkimisväärset kahju ja mõjutatud platvormide sulgemise. (Johnson *et al.*, 2018) 2010-13 aastatel läbiviidud uuringus täheldati, et kauplemisplatvormide sulgemismääraks on 45% (Moore & Christin, 2013). 2015. aastani kestnud jätku-uuringus arvatati üldiseks määraks 48% (Moore *et al.*, 2018).

1.1.2. Krüptovaluutad

1.1.2.1. Bitcoin (BTC)

Bitcoin sai alguse 2008. aastal, kus anonüümseks jäänud Satoshi Nakamoto (2008) avalikustas Bitcoin kontseptsiooni. Selle aluseks oli sõnum, et usalduse, vastutuse või järelevalve elemendid, mis olid läbi ajaloo iseloomustanud kaubandust ja vahetust, asendatakse süsteemiga, millel poleks vajadust, et tehinguga tegelevad esindajad üksteist tunneksid ehk kaoks ära vahendajate roll (Chohan, 2017). Esimene plokk kaevandati 2009. aasta jaanuaris ning esimene Bitcoin ülekanne tehti paar päeva hiljem. Bitcoin omab 2022. aastaks kõige suuremat turukapitalisatsiooni kõikidest krüptovaluutadest, milleks on ligi 400 miljardit dollarit ning mis kaupleb hetkel 20 000 dollari tasemel. BTC üheks eripäraks on selle piiritletud kogus, mis tähendab, et seda on võimalik luua kuni 21 miljonit ühikut. Bitcoinide loomine läbi kaeve protsessi, kus iga 210 000 ploki loomise järel toimub tasu poolitumine ning see leiab aset umbes iga 4 aasta tagant. Tasu poolitumise tõttu võtab viimaste Bitcoinide loomine üha kauem aega, kuna tasu on järjest väiksem. 2022. aastaks on loodud veidi üle 19 miljoni Bitcoin ning täieliku kaevandamist (21 miljonit ühikut) prognoositakse 2140. aastaks. Bitcoin on viimastel aastatel olnud investorite seas populaarne investeerimisobjekt tänu oma piiratud kogusel, kuna see tekitab nõudluse püsimise ja/või kasvamise juures võimaluse mitmekordset tulu teenida. Veel enam võib hinda mõjutada faktor, et teatav hulk seni ringlusesse lastud Bitcoinidest on kättesaamatud, s.t. privaatvõtmed on kaotatud ning ligipääs neile puudub. Plokiahela analüüsi alusel on võimalik hinnata, et potentsiaalselt veerandile kõigist ringluses olevatest Bitcoinidest puudub ligipääs. Sellise olukorra realiseerumisel võib BTC hind veelgi kasvada. (Burniske & Tatar, 2017, lk 65-73)



Joonis 1. Bitcoin rahapakkumise graafik (pikaajaline vaade)

Allikas: Blockchain.info (2022), autori koostatud

1.1.2.2. Ethereum (ETH)

Ethereum on turukapitalisatsioonilt suuruselt teine, omades ligi 200 miljardi suurust turuosa. Olemuselt on ETH teistest krüptovaluutadest erinev, kuna Ethereumi eesmärk on kaugemale ulatavam kui lihtsalt krüptovaluuta. Ethereumi arendatakse kui detsentraliseeritud rakenduste platvormi. Võrgustiku loomise taga on meeskond, kelle võtmeisikuks ja eestvedajaks on Venemaal sündinud Kanadalane Vitalik Buterin. Buterin tegeles esialgu Bitcoin'i tehniliste aspektide tutvustamisega maailmale, andes entusiastlikus ja optimistlikus stiil edasi keerulist tehnilist informatsiooni. Sellest tärkas Buterinil huvi Bitcoin'i kontseptsiooni edasiarendamiseks, mis võimaldaks rohkem funktsioone kui pelgalt rahalise väärtuse edasikandmist. Seega arendati välja Ethereum detsentraliseeritud maailmaarvuti, mille läbi on võimalik edastada informatsiooni programmilt programmile. (Burniske & Tatar, 2017, lk 89-98) Selline võrgustik omab suurt potentsiaali, kuna tekitab krüptovaradele uusi kasutusviise. Näiteks on teoreetiliselt võimalik välja töötada ETH võrgustikule rakendus, mille abil saab üle kanda kinnisvaraomandit. Tänapäevaks on pea kogu NFT-de turg ja kauplemine ülesehitatud Ethereumi võrgustikus, mis veel enam kinnitab, et sellisel kujul teenuste ja kaupade müümine on võimalik ning tekitab krüptovaluutadele rohkem kasutusvõimalusi.

1.1.2.3. Ripple (XRP)

Rippe on krüptovaluuta, mis loodi 2004. aastal Ryan Fuggeri poolt. Ripple areng oli mõne võrra erineva võrreldes Bitcoiniga, kuigi süsteem põhineb Bitcoin'i stiilis plokiahelal, seisneb peamine erinevus selles, et Ripple'l kasutab kaevandajateta konsensusmehhanismi, mis võimaldab tehinguid kiiremini kinnitada. Sellest tulenevalt on aga antud krüptovaluutad keerulisem levitada. Ripple meeskond lõi esialgu otsekohe 100 miljonit XRP ühikut. Eesmärk oli kõik ühikud laiali jaotada, kuid ka see protsess osutus keerulisemaks kui esialgu arvati, kuna krüptovaluuta kogukonnas levis laialdane umbusk sellise protokolliga vastu, kus looja omab suurt osa ühikutest ning nende otsuste läbi võib ühikuväärtus märkimisväärselt muutuda. (Burniske & Tatar, 2017, lk 76-78) XRP keskendub pangandussektorile, lubades kiiret ja turvalist žetoonide ülekandmist, olgu siis fiat-, krüptovaluuta-, kauba- või muu väärtusühiku kaudu erinevates võrkudes, geograafilistes piirides ja valuutades (Aranda & Zagone, 2015). Ripple'i süsteemi tõhusus ja turvalisus seavad väljakutse traditsioonilisele ülekannete SWIFT-süsteemile, mis on nüüd huvitatud ka plokiahelapõhistest tehnoloogiatest (Arnold, 2018). Tänapäevaks on Ripple maksimaalseks pakkumiseks 100 miljard ühikut, millest 2022. aastaks on ringluses 50,22%. *CoinMarketCap*

andmetel on XRP ühtlasi oma turukapitalisatsioonilt kuues suurim krüptovaluuta, hinnanguliselt 18,5 miljardit dollarit.

1.2. Volatiilsus

Finantsvolatiilsus (σ) on kaubeldava vara tootluse aegrida, kus tootlust iseloomustatakse logaritmitud tootluste standardhälbega. Valdav osa volatiilsuse uurimisest on olnud keskendunud tootluste volatiilsuse modelleerimisele ja prognoosimisele, kuid leidub ka üksikuid teoreetilisi mudeleid, mis kirjeldavad volatiilsuse üleüldist tekkimist. Antud uurimus keskendub samuti volatiilsuse praktilisele vaatele. Volatiilsuse hindamise läbi on investoritel võimalik hinnata riski ning seeläbi portfelli riski hajutada. Seda kinnitab ka modernse portfelliteooria (MPT), mis tugineb Harry Markowitz (1952) teooriatel ja õpetustel. Markowitz oma teoorias kirjeldab, et riskitundlikud investorid otsivad võimalusi portfelli optimeerimiseks, maksimeerides oodatavat tootlust, kuid seda optimaalse riskitaseme juures. Teooria kohaselt on määratakse portfelli efektiivsuspiir, mis hindab maksimaalset oodatavat tootlust lähtuvalt riskist. Sellest tulenevalt tuleks portfelli lisada varasid, mille tootlused ei ole liiga tugevas korrelatsioonis. Sellisel juhul on võimalik tekitada erinevatest varadest tulenevatele riskidele katteid, kus ühe riski realiseerumisel kattavad teised varade tekkinud kahju. (*Ibid.*)

MPT tõttu on investorid hakanud ka krüptovarasid sellest teooria valguses hindama, kuna tegu on oma olemuselt võrdlemisi erilisi ja uudse varaklassiga, mida on viimastel aastatel saatnud kiirelt kasvav tootlus, kuid samaaegselt ka kasvav risk, et krüptovaluutaturg võib kujuneda finantsmulliks. (Corbet *et al.*, 2018; Cheah & Fry, 2015; Chowdhury *et al.*, 2022) Olenemata kõrgendatud riskist on ühe enam tähelepanu krüptovaluutade ja muude finantsturgude omavahelisel seotusel ja koosmõjul. Volatiilsuse ülekandumine on siinkohal üks viis hinnata kui suurt mõju võiks krüptovaluutade kõrge volatiilsus portfelli ning kas traditsionaalsete varaklasside suhtes on nende suhestatus samasuunaline või vastupidine. (Charfeddine, Benlagha, & Maouchi, 2020)

1.2.1. Volatiilsuse mõõtmine ja mõju hindamine

Volatiilsuse mõõtmiseks on kaks peamist viisi, läbi dispersiooni või standardhälve. Läbi dispersiooni mõõdetakse volatiilsust järgmise valemi abil (Vainu, 2006):

$$\delta^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (r_t - \mu)^2 \quad (1.1)$$

kus

δ^2 – valimi dispersioon,

n – valimi maht,

r_t – tootlus hetkel t ,

μ – valimi keskväärts

Standardhälve läbi oleks võimalik volatiilsus leida järgmise valemi läbi (*Ibid.*):

$$\sigma_T = \sigma\sqrt{T} \quad (1.2)$$

kus

σ_T - volatiilsus ajahorisondi jooksul,

σ – standardhälve,

T - perioodide arv ajahorisondis.

Tulenevalt faktist, et dispersioon on võrdeline standardhälve ruuduga, siis on võimalik rakendada mõlemat valemit, et volatiilsust hinnata. Standardhälve mõõdik leiab küll laialdasemat kasutust, kuna on oma olemusel lihtsam ja sellest tulenevalt ka mugavam.

1.2.2. Volatiilsuse mõju ülekandumine

Tulenevalt tehnoloogia arengust on informatsiooni kättesaadavusest kõrgem kui eales varem ning ka ligipääs suurtele ja juhtivatele finantsturgudele on lihtsam kui varem. See omakord tähendab, et turul on rohkem osalisi, suuremad mahud ning seeläbi ka suurema amplituudiga finantskriiside risk. Lisaks sellele on suurte finantskriiside mõju märgatav pea kõikidel turgudel. Sellest tulenevalt on ka üha olulisem mõista koosmõjude olemusi ning ka täpsemalt volatiilsuste mõjude ülekandumisi.

Volatiilsuse ülekandumise hindamiseks on vajalik tuvastada milline on volatiilsuse iseloom. See tähendab, kas volatiilsus võib olla põhjustatud kohalikest teguritest ning kas sellest tulenevalt on ülekandumine võimalik. Volatiilsuse teooriate puhul lähtutakse tihti peale Robert F. Engle uurimustest. Engle, Ito & Lin (1990) poolt koostatud teooria alusel on võimalik volatiilsuse ülekandumise mõjureid hinnata kahe liigituse kaudu – kuumalained (*heat waves*) ja meteoriidisajud (*meteor showers*). Meteoriidisaju hüpoteesi puhul kirjeldatakse ühe turu

volatiilsuse ülekandumist järgmisele ehk teisisõnu välisturgude, teiste regioonide informatsiooni ja šokkide mõjusid analüüsitava turule. Kuumalaine hüpoteesi puhul hinnatakse riigispetsiifilist autokorrelatsiooni. (*Ibid.*) Nende efektide hindamiseks on paslik rakendada just mitmemõõtmelisi GARCH mudeleid. Sellised mudelid seavad ka eelduse, et varade vahel leiab aset korrelatsioon.

Antud analüüsis kasutatakse varade vahelise korrelatsiooni leidmiseks järgmist valemit (Engle R. F., 2002):

$$r = \frac{\Sigma(x_i - x_t)(y_i - y_t)}{\sqrt{\Sigma(x_i - x_t)^2 \Sigma(y_i - y_t)^2}} \quad (1.3)$$

kus

r – korrelatsiooni koefitsient,

x_i – x-muutuja väärtused valimis,

x_t – x-muutuja keskväärtus,

y_i – y-muutuja väärtused valimis,

y_t – y-muutuja keskväärtus.

Antud korrelatsiooni valem on varade kovariatsioon jagatud nende standardhälvete korrutisega. Valemi tulemused jäävad alati vahemiku -1 kuni 1 ning seeläbi on võimalik hinnata kahe vara omavahelise korrelatsiooni tugevust, kus väärtus 0 viitab korrelatsiooni puudumisele, -1 korrelatsiooni ristumisele ning 1 täielikule korrelatsioonile. (Engle R. F., 2002)

1.2.3. Varasemad empiirilised uurimused

Varasemalt on antud teemat uuritud mitmetel kordadel, kuid valdavalt jäävad asjakohased uurimused krüptovaluutade populaarsuse eelsesse perioodi. Peamiselt on lähtutud krüptovaluutade ja traditsiooniliste varaklasside volatiilsuse ülekandumise uurimiste puhul ainult Bitcoin'i mõjust.

Esimese näitena saab välja tuua Kurka (2019) uurimuse, kes oma analüüsis üritas välja selgitada, kuidas Bitcoin ja traditsioonilised varaklassid mõjutavad üksteist. Uuringu tulemusel järeldati, et tingimusteta seos krüptovaluutade ja traditsiooniliste varade vahel on marginaalne, küll aga tuvastati tingimusliku analüüsi alusel olulisi perioodilisi šoki ülekandeid Bitcoin'i ja traditsiooniliste varade vahel. Selline leid vähendab Bitcoin'i potentsiaali volatiilsuse riskide maandamisel traditsiooniliste varade vastu ja tulemused näitavad, et turuhäired võivad levida

Bitcoinist traditsioonilisse majandusse ja vastupidi. Krüptovaluutade kasvav turukapitalisatsioon suurendab veelgi leiu tähtsust. (*Ibid.*)

Teise näitena saab välja tuua Charfeddine, Benlagha & Maouchi (2020) uurimuse, mille eesmärk oli läbi analüüsimise võrrelda digitaalsete varade ja trafaretsete varaklasside omavahelist dünaamilist suhestumist ning hinnata kas krüptovarad võiksid pakkuda investoritele täiendavaid võimalusi portfelli koostamise ja riskide hajutamise jaoks. Kasutades tulemuste saamiseks dünaamilist tingimuskorrelatsiooni GARCH mudelit. Enda uurimuses kasutasid nad krüptovaluutadest Bitcoinit ja Ethereumit ning traditsioonilistest finantsvaradest S&P500, toornaftat ja kulda. Analüüsi tulemusel hinnati, et digitaal ja tavapäraste varade vahel on võimalik tuvastada ristkorrelatsiooni, mis annaks tõestust, et krüptovaluutasid on võimalik kasutada portfelli diversifitseerimisel, kuid avastatud suhe ei ole tugev. Nõrgemapoolset seost kinnitas ka tulemus, et analüüsitud varad on võrreldaval määral tundlikud välistele majandus- ja finantsšokkidele. (*Ibid.*) Viimast mainitud tulemust toetab ka Di & Xu (2022) uurimus, kus uuriti perioodi 2019-22 volatiilsuse ülekandumist ja suhestatust Bitcoinit ja traditsiooniliste finantsinstrumentide vahel. Eesmärk oli tuvastada kui suurt mõju avaldas analüüsitud suhtele COVID-19 vaktsiini välja töötamine, mida saab antud juhul pidada väliseks faktoriks. Tulemusena leiti, et vaktsiini väljatöötamise perioodil võis näha tugevat suhestatust, kuid peale vaktsineerimisprogrammi algust muutus suhestatus nõrgaks, mis viitab samuti sellele, et võrreldavad varad on rohkem tundlikud välistele mõjuritele, kui mõjutatud teineteisest. (Di & Xu, 2022)

Samuti on analüüsitud ka vastupidist olukorda, kus volatiilsuses ja šokkide ülekandumine leiab aset teatud sektoritelt krüptovaradele, mis on krüptograafia protsesside toimimisega otseselt või kaudselt seotud, seega mida saab praktilises vaates hinnata reaalseks. Nimelt analüüsiti Symitsi & Chalvatzis (2018) poolt energia ja tehnoloogia sektorite mõju Bitcoinile. Tehnoloogia sektor mõjutab otseselt krüptograafia arengut, kuna kaevaprotsess on suuresti mõjutatud tehnoloogia, täpsemalt näiteks vahejuhtide arengust ja tootmisest. Teisest aspektist on kaevaprotsess samuti seotud ka energia sektoriga, kuna suuremahuline kaevandamine toob endaga kaasa märkimisväärse CO₂ jalajälje, mida saab pidada kaudseks mõjuriks. Andmeid kasutati perioodist 2011-2018 ning analüüsi viidi läbi VAR(1)-BEKK-AGARCH mudeli abil, mis on välja töötatud McAleer, Hoti & Chan (2009) teooriatel, mis hindavad negatiivse asümmeetriaga šokke tingimuslikul dispersioonil. Analüüsi tulemusel leiti ühepoolsete tulude ja volatiilsuse ülekandumisi ning kahesuunalisi šoki mõjusid. Volatiilsuse ülekandumist tähendati lühiperioodil

tehnoloogia ettevõtetele Bitcoinile ja pikas perspektiivis tuvastati volatiilsuse ülekandumist Bitcoinilt fossiilkütuse ja roheenergia ettevõtetele, mis viitab, et teatud määral on volatiilsuse ülekandumine tuvastatav, kuid see võib olla suunatud konkreetsetele sektoritele, mis omavad suuremat seost krüptorahadega. Neid suhteid selgitab peamiselt kaevandamisprotsess, kus kaevureid premeeritakse Bitcoinidega ja neist saavad krüptovaluutaturgudel osalejad. Kuna energia ja tehnoloogia on Bitcoin tootmises võtmetähtsusega sisendid, saavad nad määrata kaevurite nõutava tootluse. Fossiilkütuste energia- ja infotehnoloogiafirmad on paremas olukorras, kui turul valitseb stabiilsus, arenguväljavaated ja suuremad rahavood tulevikus. Seega avaldavad kallimad uued tehnoloogia- ja energiahinnad samasugust survet ka Bitcoin hindadele. Samal ajal kui puhta energia tootjad said kasu valitsuse subsidiumidest ja tähtajalistest lepingutest, pakkusid puhta energia tarnijad madalamaid hindu, kui tootmine oli külluslik ilma võimaluseta energiat salvestada või tootmist muuta. Piiratud hulk Bitcoin kaevandusi, suurem energiasäästlikkus koos salvestuslahendustega ning väiksemad ja odavamad seadmed peaksid neid suhteid tulevikus muutma. (Symitsi & Chalvatzis, 2018)

Volatiilsuse ülekandumise suunda hindasid ka Aydogan *et al.* (2021) enda uurimuses, mille eesmärk on uurida dünaamilist suhet krüptovaluutade, nimelt Bitcoin ja Ethereumi ning G7 ja E7 riikide börsiindeksite vahel, perioodil 2015-2021, et analüüsida nende turgude tootluse ja volatiilsuse ülekandumise mustreid mitmekülgse GARCH (MGARCH) lähenemisviisi abil. Huvitaval kombel leiti, et tootluse ja volatiilsuse üle kanduva mõju suund on enamikus E7 riikides ühesuunaline, kuid kahesuunalist suhet leiti enamikus G7 riikides. Seda võib seletada tugeva tootluse ja volatiilsuse suhtluse olemasoluga G7 aktsiaturgude ja krüptoturu vahel. Analüüsis kasutati krüptovaluutadest Bitcoin ja Ethereumi ning G7 riigid hõlmasid Ameerika Ühendriike (USA), Ühendkuningriiki (UK), Prantsusmaad, Saksamaad, Jaapanit, Itaaliat ja Kanadat. E7 hõlmas Brasiiliat, Hiinat, Indiat, Mehhikot, Venemaa, Indoneesiat ja Türgit. Täpsemalt G7 riikide peamised börsihinnaindeksid S&P500 (USA), FTSE100 (Ühendkuningriik), CAC40 (Prantsusmaa), DAX (Saksamaa), Nikkei400 (Jaapan), FTS-MIB (Itaalia) ja TSX (Kanada) ning E7-st Bovespa (Brasiilia), Shanghai SEE (Hiina), BSE Sensex (India), S & P/BMV (Mexico), RTS (Venemaa), JKSE (Indoneesia) ja BIST100 (Türgi). Empiirilisi järeldusi šoki ja volatiilsuse ülekandumise kohta krüptovaluutade (Ethereum ja Bitcoin) ja G7 aktsiaturgude vahel täheldatakse kõikidel turgudel, välja arvatud Ühendkuningriigi (FTSE-100) ja USA (S&P500) aktsiaturgudel, ühesuunalist šoki ülekandumist aktsiaturgudelt mõlemale krüptovaluutataturule. Sama erandit võib täheldada ka Tiwari *et al.* (2019) uuringus, kus S&P500 ja 6 peamise krüptovaluuta (sh Bitcoin ja Ethereum) hulgas leidub kahesuunalist šokiülekannet. G7 riikidest leiame tõendeid kahesuunalise

šoki ülekandumise kohta krüptorahade ja aktsiaturu vahel ainult Suurbritannias. Lisaks näitavad tulemused turuülese volatiilsuse ülekandumise ulatuse osas kahesuunalist volatiilsuse ülekandumist krüptorahadesse (Ethereum ja Bitcoin) ja enamikku G7 aktsiaturgudest, välja arvatud Kanada aktsiaturg (TSX). Kokkuvõttes pakuvad selle uuringu tulemused portfelli haldusele erilist huvi, sest see annab finantsturu osalistele ülevaate portfelli jaotamise otsuste paremat tegemisest. Samuti on üha olulisem mõista volatiilsuse ülekandemehhanismi nendel turgudel, et anda poliitikakujundajatele ja reguleerivatele organitele juhiseid krüptoraha volatiilsuse negatiivse mõju kõrvaldamiseks finantsturgude stabiilsusele. (Aydoğan *et al.*, 2021)

Sarnaseid empiirilisi uurimusi leidub veel mitmeid, kuid valdav enamus on eesmärkidelt sarnased. Antud uurimuse eesmärk on kaasata analüüsi viimastel perioodidel aset leidnud krüptorahade spetsiifilisemad šokid, mis võiksid varasemate uurimuste käigus tuvastatud tulemusi veel enam kinnitada või ümber lükata. Lisaks on võimalik arvestada valimisse krüptovaluutad Ethereum ja Ripple, mis on võrreldes Bitcoiniga omapärase ülesehitusega, mille analüüsimisel võib samuti tuvastada uusi seoseid. Varasemates uuringutes on peamiselt keskendutud Bitcoinile, kuna selle krüptovaluuta puhul on kõige pikem ajalugu, kuid nüüdseks on ka ETH ja XRP kättesaadav ajalugu piisavalt pikk, mis võimaldab olukorda paremini kirjeldada.

Varasemate empiiriliste uurimuste baasil saab kokkuvõttes tõdeda, et krüptovaluutaturu ja aktsiaturgude vahel on tuvastatud teatavad seosed. Küll aga on peamiselt lähtutud Bitcoin ja aktsiaturgude võrdlusest. Nende tulemustel on tuvastatud marginaalne seotus uurimisobjektide vahel ning peamiselt joonistuvad välja šokiperioodid, kus volatiilsuse ülekandumine on kõige enam nähtav. Valdavalt on uurimused tuvastanud, et volatiilsus kandub ühesuunaliselt üle aktsiaturgudelt krüptovaluutaturule, koos teatavate erisustega, mis ilmnesid Aydoğan *et al.* (2021) uurimusest, kus arenenud riikide puhul oli ülekandumine valdavalt ühesuunaline, kuid arenevate riikide turgudel esines ka kahesuunalisi ülekandumisi. Lähtuvalt varasematest empiirilistest uurimustes võetakse töös kasutusele DCC-GARCH mudel.

2. METOODIKA JA VALIM

Selles peatükis antakse ülevaade analüüsi läbiviimiseks kasutatud mudelitest, andmetest, eeldustest ja ökonomeetristest testidest. Antud analüüs viiakse läbi Dünaamilise tingliku korrelatsiooni üldistatud autoregressiivse tinglik heteroskedastiivse mudeli ehk DCC-GARCH mudeli läbi, toetudes Engle (2002) metodoloogiale.

Esimesed ühemõõtmelised mudelid esinesid kirjanduses läbi Engle (1982) teooriate, millele hiljem järgnes Bollerslevi (1986) üldistav GARCH mudel. Ehkki neid kasutati algselt inflatsiooniridade muutuva volatiilsuse hindamiseks, leiti kiiresti, et need mudelid ja nende hilisemad laiendused on asjakohased ka finantstulude tingimusliku volatiilsuse puhul ning seega ka intertemporaalse riski ja oodatava tootluse seose uurimisel. Põhjus on selles, et tootluste aegridadel on mitu funktsiooni, mis sobivad hästi GARCHi mudelitega. Peamine stiliseeritud tunnus on volatiilsuse klasterdamine (*volatility clustering*): "suurtele muutustele kipuvad järgnema suured muutused ja väikestele muutustele väikesed (Mandelbrot, 1963). Tulemuseks on ruudus tootluse positiivsed autokorrelatsioonikoefitsiendid, tavaliselt suhteliselt aeglaselt kahaneva mustriaga alates väikesest väärtusest. (Bauwens, Hafner, & Laurent, 2012, lk 1-3)

GARCH-mudelite suureks eeliseks on see, et tootlusi ei eeldata sõltumatuks ja isegi kui eeldatakse, et need on Gaussi tingimuslikud varasemate tootluste suhtes, ei ole need tingimusteta Gaussi mudelid, kuna volatiilsuse klasterdamine tekitab leptokurtoosi. (*Ibid.*)

Uuringu eesmärk on uurida volatiilsuse üle kanduvat mõju kahe turu vahel. Esiteks hinnatakse kirjeldavat statistikat. Aegridade andmete statsionaarsust uuritakse Dickey–Fuller (ADF) testide abil (Dickey & Fuller, 1981). ARCH test tehakse selleks, et teha kindlaks aegridade volatiilsuste klasterdamise (ARCH efekt) olemasolu. Lisaks tehakse andmeanalüüs mitme variatsiooniga GARCH (M-GARCH) mudelite (DCC-GARCH) abil. Käesolev uuring järgib uuringuid nagu Elder (2004) ja Nortey *et al.* (2015) M-GARCH mudelite rakendamise kohta.

Aja jooksul on M-GARCH mudelites näha palju edasiminekuid. Bauwens *et al.* (2006) hindavad neid edasiminekuid ja olemasolevate M-GARCH mudelite rakendamise tähtsust. Kõige olulisem on, et M-GARCH mudelite puhul uuritakse erinevate turgude vahelisi suhteid, võttes arvesse volatiilsusi ja kaasvolatiilsusi. M-GARCH mudelid uurivad, kas ühel turul valitseva volatiilsuse

šokk mõjutab teisel turul valitsevat volatiilsust. See vastab ka sellistele küsimustele nagu volatiilsuse ülekandumine ühelt turult teisele. M-GARCH mudeli keerukus suureneb muutujate arvu suurenemisega. Seetõttu arendatakse arenenumaid mudeleid nagu konstantne tingliku korrelatsiooni GARCH mudel (CCC-GARCH), dünaamiline tingliku korrelatsiooni mudel (DCC-GARCH) ja BEKK (Baba, Engle, Kraft ja Kroner) - GARCH mudelid. Bollerslev (1990) ja Engle *et al.* (1990) pakkus välja CCC-GARCH mudeli, kus eeldatakse, et muutujate vaheline tinglik korrelatsioon on konstantne. DCC-GARCH arendatakse välja eesmärgiga kõrvaldada CCC-GARCH konstantse tingliku korrelatsiooni eeldamise subjektiivsus. See toiming vähendab dimensionaalsust ja parandab dimensionilisi ristlõike hinnanguid muutuva tingliku korrelatsiooniga (Engle, 2002). DCC-GARCH mudelit kasutatakse, et hinnata volatiilsuse mõju nende ajas muutuvate makromajanduslike muutujate vahel (Engle, 2002); mudel jaotatakse edasi, väljendades muutujate keskmist ja dispersiooni hinnangut.

DCC-GARCH mudelit kasutatakse ühe muutuja volatiilsuse vastastikuse sõltuvuse uurimiseks teise suhtes, eeldusel, et mudelis on muutujate vahel konstante seos. DCC-GARCH mudelis on tingimuslik korrelatsioonimaatriks ajas muutumatu, s.t. $P_t = P$. α -dcc ja β -dcc viitavad sellele, et DCC-GARCH-is saadud hinnangud on dünaamilised ja ajas muutuvad, α -dcc mõõdab lühiajalist volatiilsuse mõju, mis tähendab, et eelmise perioodi standardiseeritud jääkide püsivust. β -dcc mõõdab šoki püsivat mõju tingimuslikele korrelatsioonidele, mis on tingimusliku korrelatsiooni protsessi presidents. Kui nende kahe parameetri summa on väiksem kui üks, siis saab järeldada, et tinglik korrelatsioon mudelites ei ole ajas konstantne. (Engle R. F., 2002)

DCC- GARCH mudelit kirjeldatakse läbi järgnevate võrrandite (*Ibid.*):

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (2.1)$$

$$D_t = \text{diag} \left(h_{1,t}^{\frac{1}{2}}, \dots, h_{N,t}^{\frac{1}{2}} \right) \quad (2.2)$$

$$R_t = \text{diag} \left(Q_{1t}^{-\frac{1}{2}}, \dots, Q_{N,t}^{-\frac{1}{2}} \right) Q_t \text{diag} \left(Q_{1t}^{-\frac{1}{2}}, \dots, Q_{N,t}^{-\frac{1}{2}} \right) \quad (2.3)$$

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta) \bar{Q}_t + \alpha z_{t-1} z_{t-1} + \beta Q_{t-1} \quad (2.4)$$

$$z_t = h_{it}^{-\frac{1}{2}} \varepsilon_{it} \quad (2.5)$$

kus

D_t – tinglike standardhälvete maatriks

R_t – tinglike korrelatsioonide maatriks

\overline{Q}_t – standardiseeritud jääkliikme tingimusteta korrelatsioonimaatriks

z_t – standardiseeritud jääkliige

h_{it} – ühemõõtmelise GARCHi tinglik standardhälve

N – muutujate arv

Volatiilsusemudeli koostamise lähtub autor Ruey S. Tsay (2010) poolt välja töötatud etappidest, kus esmalt hinnatakse ühemõõtmelise GARCHi seeriat, testitakse statsionaarsust, tuvastatakse ARCH efekt, seejärel hinnatakse analüüsitava varade korrelatsiooni.

Töös püstitatud eesmärkide saavutamiseks rakendatakse DCC-GARCH mudelit lähtuvalt varasematele volatiilsuse mõju ülekandumise empiirilistele töödele, mis uurivad samuti erinevate indeksite koosmõju ning mille volatiilsuse modelleerimiseks kasutatud Engle (2002) välja töötatud mudelit.

2.1. Valim

Valim koosneb kolmest krüptovaluutast, mis turukapitalisatsioonide läbi kirjeldavad enamust krüptovaluuta turust ning mis ei ole millegagi tagatud nn *stable-coinid*. Valitud krüptovaluutadeks on Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ja Ripple (XRP). Finantsturgude kirjeldamiseks kasutatakse Standard and Poor's 500 (S&P500) ja Nasdaq indekseid ning Dow Jonesi tööstuskeskmist indeksit, mille alusel on võimalik USA turgu adekvaatselt kirjeldada. Analüüsi läbi viimiseks valiti USA aktsiaturud, kuna nende puhul on tegu kõige suuremate turgudega ning reaktsioonid uuele informatsioonile leiavad aset lühema perioodi jooksul. Andmed on võetud alates 2016. aasta märtsist, mis oli ühtlasi alguseks ka Ethereumi kättesaadavale hinna ajaloole. Tulenevalt krüptovaluutade kauplemise eripäradele võrreldes teiste töös kasutatavate varadega, on andmed kohandatud vastavalt USA kauplemisskalendrile, see tähendab, et andmetest on välja võetud nädalavahetused ja riiklikud tähtpäevad, mil kauplemissörsid olid suletud. Sellest tulenevalt esineb krüptovaluuta andmetes teatavaid ebakorrektsusi volatiilsuste puhul, olukorras, kus nädalavahetuse vältel on toimunud krüptovaluuta hindades suuremaid muutusi. Sarnase lähenemise kasuks on otsustatud ka varasemates empiirilistes uurimustes, näiteks ühtlustasid Malladi *et al.* (2019) ja ka Kurka (2019) oma uurimuses tööpäevadel kaubeldavate varade sulgemishindade kuupäevad Bitcoini sulgemishindadega. Töös ei ole kajastatud krüptovaluutade

indeksifonde, kuna nende puhul on aegred liiga lühikesed. Analüüsis kasutatavad andmed pärinevad *Investing.com* platvormi andmebaasidest. Aegridade pikkuseks on 1667 vaatust ning kasutatud on päevaseid sulgemishindasid.

Tabel 1. Analüüsis kasutatavad varaklassid ja nende esindajad

Varaklass	Esindaja
Krüptovaluutad	Bitcoin (BTC/USD), Ethereum (ETH/USD), Ripple (XRP/USD)
Aktsiaturud	S&P500, Nasdaq, DowJones

Allikas: autori loodud

Valitud hindade alusel leiti päevased tootlused vastavalt valemile (Brooks, 2019):

$$r_{Nt} = \ln\left(\frac{p_{Nt}}{p_{Nt-1}}\right) * 100, N \quad (2.6)$$

kus

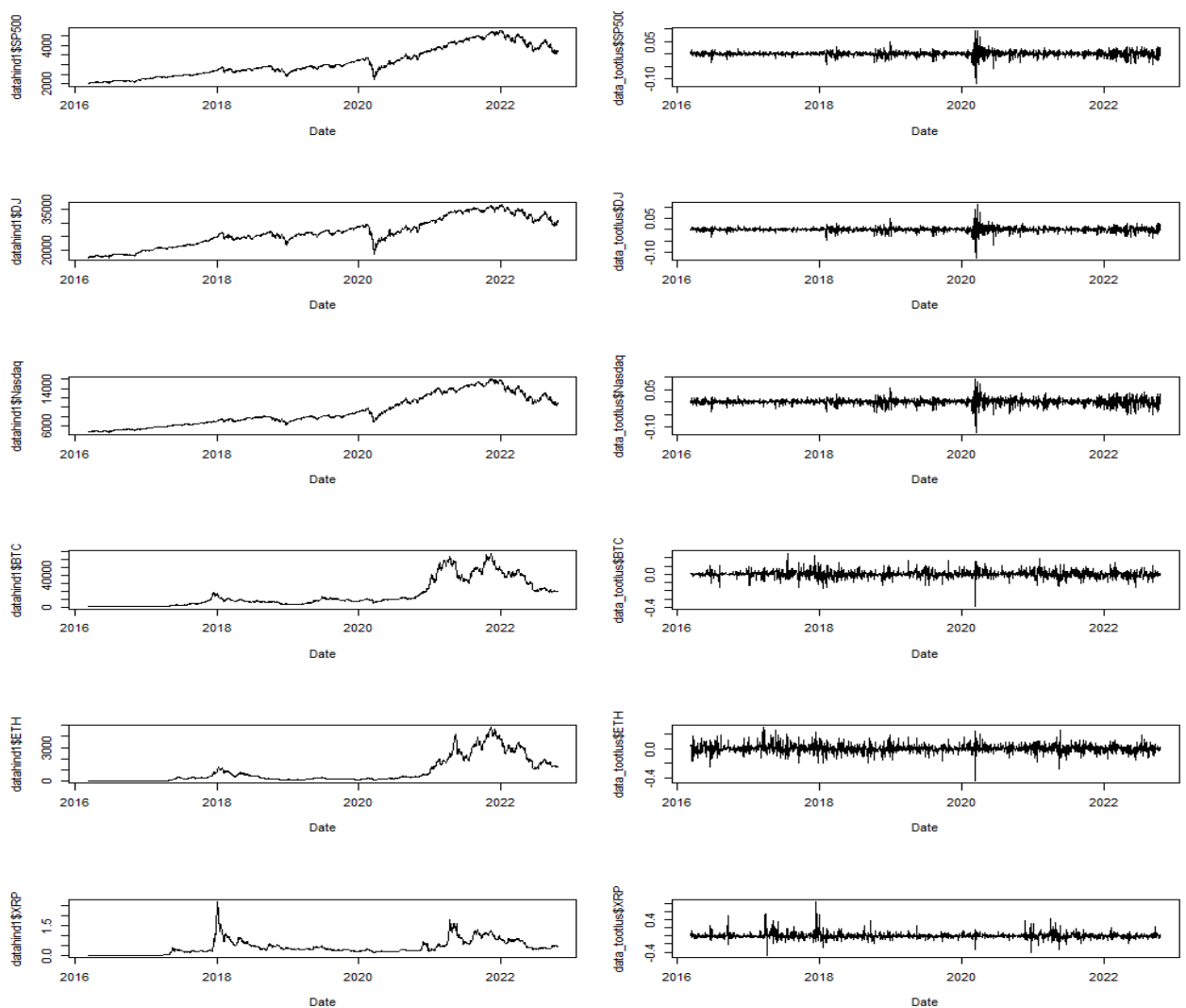
N – indekse arv,

p – indekse väärtus hetkel t.

Tulemuste korrutamisel 100ga saadakse varaklassi esindajate protsentuaalsed tootlused. Andmete analüüsimiseks ja mudelite modelleerimiseks kasutatakse statistikatarkvara RStudio, kus rakendatakse „tseries“, „vars“, „lmtest“, „rugarch“ ja „rmgarch“ pakette.

Joonisel 2 on toodud välja analüüsis käsitletavat indekse ja krüptovaluutade päevased sulgemishinnad ja tootlused, perioodil 2016-2022. Antud perioodis joonistub enim välja Covid-19 pandeemiaga kaasnenud kriis, mis tõi endaga kaasa märgatava languse USA aktsiaturgudel ja Bitcoinini hinnas. Ethereum ja Ripple krüptovaluutade puhul oli mõju väiksem, kuna sel ajahetkel oli nende turukapitalisatsioon madalam ning sellest tulenevalt ka kriisi mõju väiksem. Samuti kajastub kõikide analüüsitavate varade puhul 2022. aasta algul eskaleerunud Venemaa ja Ukraina vaheline sõda, mis on osaliselt kaasa toonud kõrgema tootluste volatiilsuse, mis kogu 2022. aasta jooksul jäänud püsima. Volatiilsuse tõusule on tõenäoliselt mõju avaldanud ka üldine investorite ebakindlus ning keskpankade rahapoliitika muudatused. Lisaks joonistuvad tootluste volatiilsuse dünaamikas välja ka teatavad eripärad USA aktsiaturgude ja krüptovaluutade vahel. Nimelt tõusis kogu krüptovaluutaturu hinnanguline väärtus 2021. aasta lõpul ligi 3 triljoni USA dollarini, kuid tulenevalt mitmetest teguritest on aastaga krüptovaluutaturu hinnanguline väärtus langenud veidi alla 1 triljoni USA dollari. 2/3 väärtuse kadumise põhjusteks saab pidada rahvusvahelist

geopoliitikat ja üha rangemaks muutunud regulatsioone, mis on kaasa toonud krüptovaluutade täieliku keelamise mitmes juristiksioonis. Krüptovaluutaturu väärtuse tõusu taga olid suuresti ka USA rahandusministeeriumi Covid-19 pandeemiast tekkinud raskuste katteks välja makstud abimaksud. Languse täiendavaks põhjuseks seeläbi on peetud ka püsivat kõrget inflatsioonitaset, mis USA tööameti (*U.S. Labor Department*) andmetel on püsinud 8,3-8,5% tasemel. See omakorda võib kaasa tuua krüptovaluuta investeringute realiseerimise, et katta igapäevased olmekulusid. Viimase mõju joonistub välja ka aktsiaturgude puhul, kus langus oli 2022. aasta märtsis ligi 20%, kuid aasta lõpuks kauplevad aktsiaturud ligikaudu 5-10% madalam tasemel 2021. aasta lõpu tipptasemetest. (Philip, 2022)



Joonis 2. BTC, ETH, XRP, SP500, Nasdaq, DJ päevased sulgemishinnad ja tootlused aastatel 2016-2022

Allikas: Autori arvutused Investing.com andmetel

2.2. Mudeli eeldused

2.2.1 Statsionaarsus

Aegridade analüüsi üheks peamiseks aluseks on statsionaarsus. Aegrida on rangelt statsionaarne, kui selles sisalduvate väärtuste jaotus ei muutu ajalises nihkes ja ei esine pikaajalisi trende. (Tsay, 2010, lk 25) Aegridade statsionaarsus võib tugevalt mõjutada nende käitumist ja omadusi. Sõna "šokk" kasutatakse tavaliselt muutuja või veatermini väärtuse muutuse või ootamatu muutuse tähistamiseks teatud ajaperioodi jooksul. Statsionaarse seeria puhul kaovad süsteemile tekitatud šokid järk-järgult. See tähendab, et šokk ajal t avaldab väiksemat mõju ajas $t + 1$, väiksem mõju veel ajas $t + 2$. Seda saab vastandada mittestatsionaarsete andmete puhul, siin on šokkide püsivus alati lõpmatu, nii et mittestatsionaarsete jadade korral ei avalda šoki mõju ajas t vähem ajas $t + 1$ ja ajas $t + 2$. (Brooks, 2019, lk 438)

Andmete statsionaarsuse testimiseks kasutatakse, lisaks visuaalsele vaatlusele ka üldlevinud Dickey-Fuller (DF) ühikjuure testi, mis on välja töötatud Dickey & Fuller (1981) poolt. Antud testi on võimalik kasutada ainult juhul kui jääkliikmed ajahetkel t on valge müra. Eelkõige eeldatakse, et u_t ei ole autokorreleeritud, kuid see oleks nii, kui regressiooni sõltuvas muutujas (Δy_t), mida pole modelleeritud, oleks autokorrelatsioon. Kui see nii on, oleks test "ülesuurune", mis tähendab, et testi tegelik suurus oleks suurem kui kasutatud nimisuurus (nt 5%). Lahenduseks kasutatakse Laiendatud Dickey-Fulleri (ADF) testi, kuna see võimaldab hinnata kõrgemat järku autoregressiivset protsessi. ADF testi viiakse läbi järgmise valemiga (*Ibid.*, lk 449):

$$\Delta y_t = \psi y_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta y_{t-i} + u_t, \quad (2.7)$$

kus

ψ – parameeter,

α – parameeter.

u_t – jääkliige ajahetkel t .

2.2.2. Heteroskedastiivsus

Analüüsi läbi viimiseks on oluline mõista, kas aegridades on jääkliikmete dispersioonid konstantsed ehk homoskedastiivsed või ajas muutuvad ehk heteroskedastiivsed. Finantsaegridade kontekstis on ebatõenäoline, et vigade dispersioon on ajas konstantne ehk esineb

homoskedastiivsus ja seetõttu on otstarbekas kaaluda mudelit, mis ei eelda, et dispersioon on konstantne ja mis kirjeldab, kuidas vigade dispersioon areneb. (Brooks, 2019, lk 507) Autoregressiivse tingliku heteroskedastiivsuse (ARCH) testimiseks kasutatakse Engle (1982) poolt loodud *Lagrange Multiplier* (LM) testi (Tsay, 2010, lk 101-102):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 + e_t, \quad (2.8)$$

$$t = q + 1, \dots, T \quad (2.9)$$

kus

e_t – vea termin,

q – eelmääratud positiivne täisarv,

T – valimi suurus.

Nullhüpoteesiks on $H_0: \alpha_1 = \dots = \alpha_q = 0$ ning F-statistiku leidmiseks kasutatakse järgmist lahenduskäiku (*Ibid.*):

$$SSR_0 = \sum_{t=q+1}^T (\alpha_t^2 - \bar{\omega})^2, \quad \bar{\omega} = \left(\frac{1}{T}\right) \sum_{t=1}^T \alpha_t^2 \quad (2.10)$$

$$SSR_1 = \sum_{t=q+1}^T \hat{e}_t^2 \quad (2.11)$$

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/q}{SSR_1/(T-2q-1)} \quad (2.12)$$

kus

SSR – jääkliikmete ruutude summa

$\bar{\omega}$ – valimi jääkliikmete keskmine

\hat{e} – vähimruutudega jääkliikme lineaarne regressioon

Nullhüpotees lükatakse ümber kui juhul kui $F > X_q^2(\alpha)$, kus $X_q^2(\alpha)$ on X_q^2 ülemine 100(1 - α) protsentiil või p -väärtus F -statistikul on väiksem kui α . (Tsay, 2010, lk 102)

2.2.3. Granger-Causality

Granger kausaalsuse testi peetakse üheks olulisemaks meetodiks testimaks seose statistilist põhjuslikkust ehk välistades kõik muud teadaolevad tegurid, kas sellisel juhul üks tegur seletab teise teguri muutust. Käesolevas uurimuses kasutatud meetodika põhineb Grangeril (1969). Muud kirjanduses esitatud põhjusliku seose leidmise meetodid hõlmavad Simsi (1972) välja töötatud teste ning Pierce'i ja Haughi soovitatud menetlust (1977). Töös otsustati Grangeri testide kasutamise kasuks seetõttu, et need on efektiivsemad kui Simsi pakutavad lahendused (Geweke *et al.*, 1983) ning Hardouvelise (1988) andmetel toimivad need väikeste valimite puhul paremini.

Granger'i kausaalsuse test on välja tootatud Granger (1969) poolt, töötades välja meetodi ühe aegrea vaatluse kausaalsuse mõju uurimiseks teisele. Grangeri kausaalsuse testi põhiidee ütleb, et kui X-i minevikuväärtus võib lisaks oma minevikuväärtusele aidata ennustada Y-i tulevast väärtust, siis võib öelda, et X Granger põhjustab Y-it.

Granger kausaalsuse leidmiseks saab kasutada kahte järgmist regressiooni valemit (Granger, 1969):

$$Y(t) = \sum_{l=1}^L a_1 Y(t-l) + \varepsilon_1 \quad (2.13)$$

$$Y(t) = \sum_{l=1}^L a_1 Y(t-l) + \sum_{l=1}^L b_1 X(t-l) + \varepsilon_2 \quad (2.14)$$

kus

L – maksimaalne aja jääkide (*time lags*) hulk.

Seega järeldatakse, et X Granger põhjustab Y kui prognoositav võrrand (2.14) on oluliselt parem kui võrrand (2.13) koos statistiliselt olulise F-testi b-koefitsientidega. (*Ibid.*) Täpsemalt kui ühe vara hinnanguline jääkide koefitsient vektor (i.k. *estimated lagged coefficient vector*) $Y(t)$ on statistiliselt oluline, samal kui teise vara suunal hinnanguline jääkide koefitsient $Y(t)$ ei ole statistiliselt oluline, viitavad tulemused ühesuunalisele põhjuslikkusele (i.k. *uni-directional causality*). Kui mõlemad jääkide koefitsient vektorid on statistiliselt olulised, annavad andmed kinnitust kahesuunalisest põhjuslikkusest (i.k. *bi-directional causality*). Suunalise põhjusliku seose puudumine on näidustatud, kui tulemused on statistiliselt tähtsusetud. Tulemused viitavad samaaegsele kohandamisele. F-statistikut kasutatakse põhjusliku seose ja samaaegse toime kontrollimiseks. (Granger, 1969; Ajayi *et al.*, 1998)

2.3. Mudeli spetsifikatsioon

Uuringu eesmärk on uurida volatiilsuse üle kanduvat mõju kahe turu vahel. Esiteks hinnatakse kirjeldavat statistikat. Aegridade andmete statsionaarsust uuritakse Dickey–Fuller (ADF) testide abil (Dickey & Fuller, 1981). ARCH test tehakse selleks, et teha kindlaks aegridade volatiilsuste klasterdamise (ARCH efekt) olemasolu. Lisaks tehakse andmeanalüüs mitme variatsiooniga GARCH (M-GARCH) mudelite (DCC-GARCH) abil.

Volatiilsuse ülekandumise hindamiseks kasutati DCC-GARCH mudelit ning GARCH mudeli järkude määramiseks kasutati lähtuvalt varasematest empiirilistest uurimustest GARCH(1,1)

modelit, mida peetakse piisavaks finantsaegridade hindamisel, seda kinnitavad nii üldistatud GARCHi välja töötanud Bollerslev (1986) kui ka Tsay (2010), Brooks (2019) ja Cappiello, Engle & Sheppard (2003) ka oma hilisemates uurimustes. Lisaks on GARCH(1,1) järku mudeli parimat sobivust indekse volatiilsuse modelleerimiseks tõestanud Engle & Kroner (1995) ja Engle & Patton (2001). Sellest tulenevalt rakendatakse töö samuti GARCH(1,1) järku mudelit.

Esimest järku GARCH(1,1) mudelit luuakse järgmise arvutuskäigu läbi (Bollerslev, 1986):

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2.15)$$

$$\omega > 0, \quad \alpha_1 \geq 0, \quad \beta_1 \geq 0$$

kus

ω – pikaajaline keskmine dispersioon,

$\alpha_1; \beta_1$ – parameetrid alfa ja beeta,

ε_{t-1}^2 – esimest järku viitajaga tingliku jääkliikme ruut,

σ_{t-1}^2 – esimest järku viitajaga hinnatud tinglik dispersioon.

DCC-GARCH mudeli koostamiseks on vajalik hinnata milline tootluse mudel kõige paremini aegridade dünaamikat kirjeldab ning sellest lähtuvalt tuleb veenduda, et aegridade jääkliikmete ruutudes esineb ARCH efekt (Tsay, 2010). Samuti on oluline, et aegridade jääkliikmetes ei esineks autokorrelatsiooni ehk read ei oleks omavahel järjestikku mittekorreleeruvad, kuna ainult sellisel juhul on võimalik tuletada piisava kirjeldusvõimega mudel. (Enders, 2015)

3. EMPIIRILISE UURINGU TULEMUSED JA JÄRELDUSED

3.1. Andmed ja eelduste hindamine

Esmalt hinnati aegridade statsionaarsust ning eemaldati aegridades statsionaarsus, selleks kasutati laiendatud Dickey-Fuller (ADF) teste, tulemused on välja toodud tabelis 2.

Tabel 2. Statsionaarsuse tuvastamiseks läbiviidud ühikjuure testid

Näitaja/vara	SP500	BTC	ETH	XRP	Nasdaq	DJ
ADF	-11.2	-10.3	-9.9	-10.1	-11.2	-11.6
p-väärtus	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01

Allikas: autori arvutused

Tabelis kuvatud tulemuste alusel on võimalik väita, et vastu võetakse sisukas hüpotees ehk aegread on statsionaarsed, kuna teststatistiku väärtus on ettenähtud piirides ning statistiliselt olulised.

Valimi paremaks hindamiseks viidi läbi analüüsitava varade kirjeldav statistiline analüüs, hindamaks, milliseid järeldusi on võimalik üksnes varade tootluste pealt leida (vt Tabel 3).

Tabel 3. Tootluste kirjeldav statistika perioodil 2016-2022

Näitaja/vara	SP500	Nasdaq	DJ	BTC	ETH	XRP
Aritmeetiline keskmine	0,0005	0,0006	0,0004	0,0027	0,0033	0,0049
Standardhälve	0,0121	0,0142	0,0121	0,0428	0,0585	0,0772
Dispersioon	0,0001	0,0002	0,0001	0,0018	0,0034	0,0060
Püstakuskordaja (i.k <i>kurtosis</i>)	16,04	8,39	21,84	7,22	4,60	20,23
Asümmeetriakordaja (i.k <i>skewness</i>)	-0,65	-0,60	-0,65	-0,19	0,09	2,32
Min	-0,120	-0,123	-0,129	-0,392	-0,446	-0,480
Max	0,094	0,094	0,114	0,256	0,295	0,856
Vaatluste arv	1668	1668	1668	1668	1668	1668

Allikas: autori arvutused

Tabelist 3 joonistuvad välja nähtavad eripärad aktsiaturgude ja krüptovaluutade vahel. Peamine erinevus on nähtav just tootluste volatiilsuses. Nimelt on nii aritmeetilised keskmised, kui ka miinimum- ja maksimumtootlused märgatavalt suuremad krüptovaluutade puhul ning aktsiaturgude puhul on näha stabiilsemat tootlust. Vaatlusperioodil oli aktsiaturgude tootluse suurim päevane langus kõikide valitud turgude puhul -12%, kuid krüptovaluutade puhul ulatus päevane negatiivne tootlus vahemiku 39%-48%, mis on kordades suurem. Sarnane muster on leitav ka suurimate päevaste tootluste juures, kus aktsiaturgude suurimad päevased tootlused perioodil on olnud vahemikus 9%-11% ja krüptovaluutade puhul peamiselt vahemikus 25%-30%, kus XRP maksimaalne päevane tootlus perioodil ulatus kuni 86%ni. Püstakuse kordajad on kõikidel valitud varadel positiivsed, mis näitavad, et püstakused on leptokurtoossed. GARCH mudeli kasutamise puhul peavad püstakuse kordajad olema positiivsed, ent nullist suuremad (Bollerslev, 1986). Seega antud aegridade puhul on GARCH mudeli kasutamine vägagi põhjendatud. Asümmeetriakordajad on aktsiaturgude puhul kõik vahemikus -0,60 kuni -0,65, mis viitab mõõdukale asümmeeriale. Krüptovaluutade puhul on jaotused üsna sümmeetrilised BTC ja ETH puhul, kus asümmeetriakordajad on vastavalt -0,19 ja 0,09. XRP puhul on asümmeetriakordaja aga 2,32, mis viitab väga tugevale kallutatud jaotusele.

3.2. Volatiilsusmudelite hindamine

Lähtuvalt eelnevalt mainitud DCC-GARCH mudeli lahendamise sammudele, mis on välja töötatud Tsay (2010) poolt, tuleb esmalt veenduda ARCH efekti olemasolus jääkliikmete ruutudes. Selleks viidi läbi ARCH LM test. Konkreetse testi puhul on nullhüpoteesiks ARCH efekti puudumine. Testi tulemuste alusel on võimalik järeldada, et kõikide valitud aegridade jääkliikmete ruutudes esineb ARCH efekt, kuna p-väärtused on kõigil alla 0,05 ehk statistiliselt olulised, seega nullhüpotees lükatakse ümber (vt tabelit 4).

Tabel 4. ARCH LM testi tulemused

Näitaja/vara	BTC	ETH	XRP	SP500	Nasdaq	DJ
Chi-ruut	27.144	46.722	140.24	681.15	555.75	687.8
p-väärtus	0.0074	5.21e-06	< 2.2e-16	< 2.2e-16	< 2.2e-16	< 2.2e-16

Allikas: Autori arvutused läbi RStudio tarkvara

Volatiilsuse ülekandumise hindamiseks kasutati DCC-GARCH mudelit ning GARCH mudeli järkude määramiseks kasutati lähtuvalt varasematest empiirilistest uurimustest GARCH(1,1) mudelit, mida peetakse piisavaks finantsaegridade hindamisel, seda kinnitavad Tsay (2010), Brooks (2019) ja Cappiello, Engle & Sheppard (2003) ka oma uurimustes.

Tabel 5. DCC-GARCH mudeli tulemused

Näitaja/vara	BTC		ETH		XRP	
	dcca	dccb	dcca	dccb	dcca	dccb
	p-väärtus	p-väärtus	p-väärtus	p-väärtus	p-väärtus	p-väärtus
SP500	0.0285	0.9620	0.0268	0.9640	0.0377	0.9308
	0.0527	0.0000	0.1285	0.0000	0.0553	0.0000
Nasdaq	0.0233	0.9705	0.0192	0.9766	0.0311	0.9459
	0.0054	0.0000	0.0003	0.0000	0.0058	0.0000
DJ	0.0284	0.9593	0.0349	0.9452	0.0371	0.9200
	0.0779	0.0000	0.1079	0.0000	0.2174	0.0000

Allikas: Autori arvutused läbi RStudio tarkvara

Lisades 1-3 toodud DCC-GARCH mudeli tulemustest on võimalik näha, et kõik mudeli parameetrid ei ole statistiliselt olulised, kuid antud parameetrid kirjeldavad tootluste mudelit ning ei ole volatiilsuse hindamisel olulised. Volatiilsuse ülekandumise hindamiseks on olulised $dcca$ ja $dccb$ väärtused, mille statistiline olulisus näitab ülekandumise toimumist. GARCH mudeli A -ARCH ehk $dcca$ kirjeldab lühiajalist volatiilsuse ülekandumist ehk väliste šokkide mõju volatiilsusele lühiajalisel perioodil. B -GARCH ehk $dccb$ kirjeldab pikaajalist volatiilsuse ülekandumist ehk väliste šokkide pikaajalist mõju ja püsivust. (Panda & Nanda, 2018)

Tabeli 5 tulemuste alusel on näha, et DCC-GARCH mudeli läbi BTC puhul ei esine volatiilsuse ülekandumine lühiajalisel perioodil ei Nasdaq'i ega ka SP500 ja DowJonesi indeksite puhul, kuna $dcca$ p-väärtused on statistiliselt mitte olulised, seega BTC ja aktsiaturuindeksite vahel ei joonistu välja väliste šokkide mõju volatiilsusele lühiajalisel perioodil. Väliste šokkide pikaajalise mõju ja püsivuse puhul on aga kõik $dccb$ näitajad on statistiliselt olulised, mis tähendab, et volatiilsuse ülekandumine on püsiv pikaajaliselt. ETH puhul on $dcca$ statistiliselt oluline ainult Nasdaq'i ning statistiliselt mitte oluline SP500 ja DowJonesi indeksite puhul ning pikaajaliselt on volatiilsuse

ülekanndumine püsiv. XRP ja aktsiaturuindeksite vahelist volatiilsuse mõju hinnates on näha analoogseid tulemusi ka eelmainitud krüptovaluutadest ainult BTC-ga, kus väliste šokkide mõju volatiilsusele lühiajalisel perioodil ei avaldu, kuid väliste šokkide pikaajalist mõju ja püsivust on näha kõigi kolme aktsiaturuindeksi puhul.

Veendumaks, et volatiilsuse ülekanndumine ei ole reaalsuses vastupidine, viidi läbi *Granger-Causality* F-testid. Antud testide puhul seati nullhüpoteesiks, et SP500, Nasdaq ega DowJones'i volatiilsus ei põhjusta (*Granger-cause*) krüptovaluutade volatiilsuse muutust.

Granger-Causality F-testi tulemustel on võimalik väita, et nullhüpoteesi saab ümber lükata SP500-BTC, SP500-ETH, Nasdaq-BTC, Nasdaq-ETH ja DJ-BTC, DJ-ETH puhul, kus F-testide tulemused olid statistiliselt olulised. Sellest tulenevalt saab väita, et volatiilsuse ülekanndumine toimub nendel juhtudel aktsiaturgudelt krüptovaluutadele. Tulemustest saab välja tuua aga XRP seosed aktsiaturgudega, kus Granger kausaalsuse testide tulemused olid mõlemas suunas statistiliselt ebaolulised, seega ei Granger põhjusta aktsiaturud XRP-d. Analoogsed testid viidi läbi ka vastassuunaliselt, mille tulemused oli kõik statistiliselt mitte olulised, mis viitavad sellele, et krüptovaluutad ei Granger põhjusta valitud aktsiaturuindekseid. Granger kausaalsuse testimiseks hinnati töö raames ka Bitwise10 (BITW) krüptoindeksi ja Nasdaqi krüptoindeksi (NCI) ning USA keskpanga rahapoliitikat kirjeldavaid näitajaid, kuid tulenevalt krüptovaluutaindeksite lühikesest aegridadest (valdavalt loodud alates 2020 ja 2021) ei andnud analüüsid piisavalt adekvaatseid tulemusi.

Tabel 6. Granger-Causality F-testi tulemused

Näitaja/vara	SP500		Nasdaq		DJ	
	F-test	p-väärtus	F-test	p-väärtus	F-test	p-väärtus
aktsiaturg -> BTC	4.1719	2.257E-05	2.9044	0.0020	5.1133	6.71E-07
BTC -> aktsiaturg	0.7029	0.7068	0.4548	0.9050	0.7203	0.6908
aktsiaturg -> ETH	3.7212	0.0001	2.7849	0.0030	4.5524	5.53E-06
ETH -> aktsiaturg	0.8853	0.5375	0.6725	0.7346	0.7340	0.6780
aktsiaturg -> XRP	1.2729	0.2462	0.7886	0.6269	1.5361	0.1292
XRP -> aktsiaturg	0.3243	0.9674	0.2113	0.9929	0.4411	0.9133

Allikas: Autori arvutused läbi RStudio tarkvara

3.3. Volatiilsuse korrelatsioonimudel

Volatiilsuse korrelatsioonimudelile eelnevalt hinnati tootluste korrelatsiooni. Läbi mille oli võimalik hinnata krüptovaluuta turu ja aktsiaturu vahelisi esmaseid seoseid lähtuvalt tootlustest. Valitud varade vaheliste tootluste korrelatsioonid on toodud Tabelis 7.

Volatiilsuse korrelatsioonid leiti iga krüptovaluuta puhul eraldi, s.t. Bitcoin volatiilsuste korrelatsioon aktsiaturgude suhtes ning Ethereum ja Ripple puhul samuti. Krüptovaluutad omavad omavahel võrdlemisi tugevat korrelatsiooni, kus BTC ja ETH puhul on tootluste korrelatsioon kõige silmapaistvam, tasemel 0,6535. Samuti on SP500, Nasdaq, DJ tootluste korrelatsioonid väga tugevad, mis on ka ootuspärane. Võrreldes krüptovaluutade ja aktsiaturu indekse te omavahelisi tootluste korreleerumisi on näha, et korrelatsioon on samasuunaline ja nõrk. Kõige tugevam on krüptovaluutade korrelatsioon Nasdaq turuindeksiga ning kõige nõrgem DowJones turuindeksiga. Märkimisväärne on ka XRP tootluste korrelatsioon võrreldes teiste valitud varadega, nimelt on Ripple'i puhul nõrgem korrelatsioon nii aktsiaturuindeksite kui ka teiste krüptovaluutadega.

Tabel 7. Tootluste korrelatsioonid perioodil 2016-2022

	BTC	ETH	XRP	SP500	Nasdaq	DJ
BTC	x	0.6535	0.4315	0.2369	0.2596	0.2118
ETH		x	0.4734	0.2384	0.2569	0.2141
XRP			x	0.1518	0.1633	0.1402
SP500				x	0.9461	0.9648
Nasdaq					x	0.8538
DJ						x

Allikas: Investing.com, autori arvutused

Volatiilsuse korrelatsioonitesti on koostatud kasutades DCC mudelist leitud varade standardiseeritud jääkliimete korrelatsioone. Antud jääkliimetes leidub autokorrelatsiooni, mis on paratamatu DCC mudeli ja ka globaalsete turgude puhul. DCC mudeli $dcca$ ja $dcc\beta$ summad on alla 1, mis kinnitab tinglike korrelatsioonide dünaamilisust. Tabelis 8 on välja toodud volatiilsuste korrelatsioonimudeli tulemused ehk dünaamilised tinglikud korrelatsioonid.

Tabel 8. Volatiilsuste korrelatsioonimudeli tulemused perioodil 2016-2022

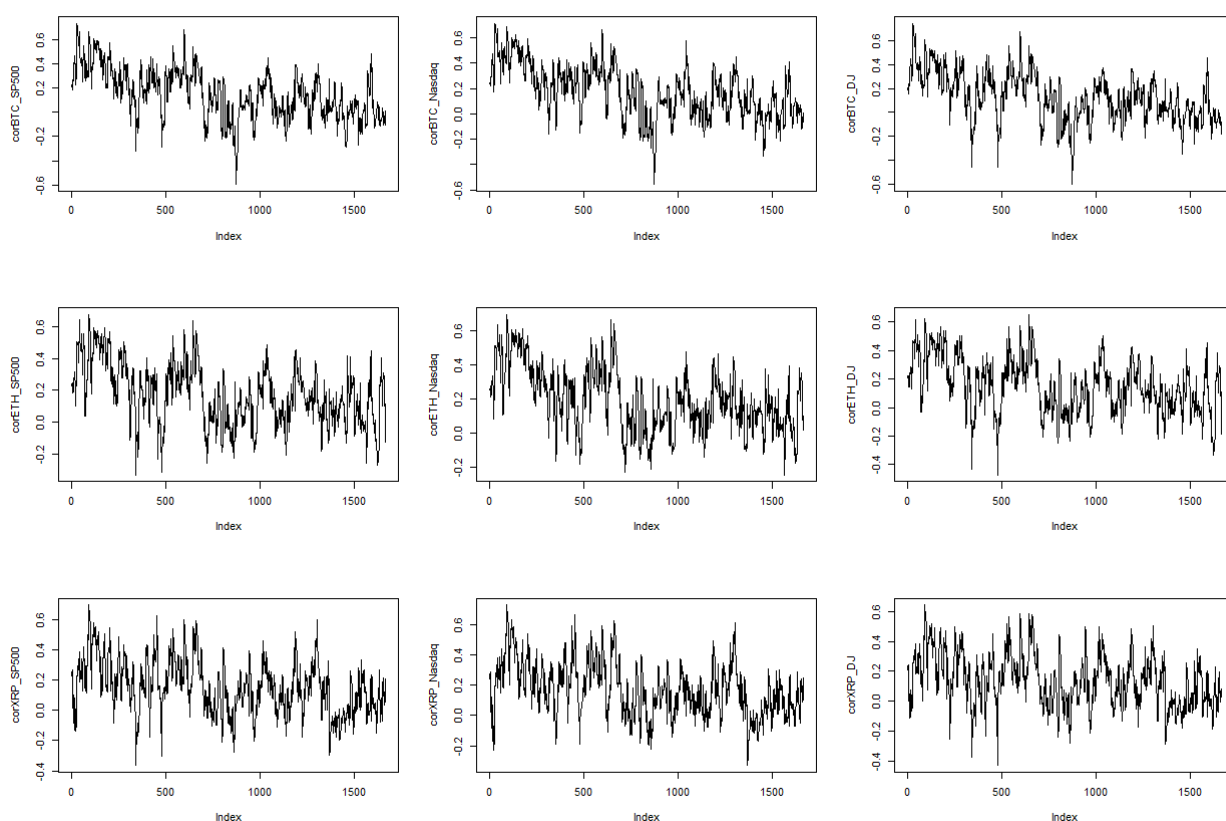
	rBTC	rETH	XRP	rSP500	rNasdaq	rDJ
rBTC	1.0000	0.1579	0.2210	0.0079	0.0055	-0.0780
rETH		1.0000	-0.0095	-0.1204	0.0223	-0.1422
rXRP			1.0000	0.2090	0.2219	0.0567
rSP500				1.0000	0.8933	0.9128
rNasdaq					1.0000	0.7194
rDJ						1.0000

Allikas: Autori arvutused läbi RStudio tarkvara

Ootuspäraselt on volatiilsuste dünaamilised tinglikud korrelatsioonid kõige tugevamad aktsiaturgude vahel. Samuti on näha korrelatsiooni krüptovaluutade vahel, kuid tunduvalt nõrgemat kui aktsiaturuindeksite vahel. Kui SP500 ja DJ volatiilsuste korrelatsioon on tasemel 0,91, siis BTC ja ETH vaheline volatiilsuste korrelatsioon on kõigest tasemel 0,16. Krüptovaluutadest on kõige tugevam volatiilsuste korrelatsioon BTC ja XRP vahel, tasemel 0,22. ETH puhul on volatiilsuste dünaamilised tinglikud korrelatsioonid mõnevõrra huvitavamad, nimelt näitavad tulemused, et ETH ja SP500 vaheline volatiilsuste korrelatsioon on tasemel -0,12 ja ETH-DJ vaheline volatiilsuste korrelatsioon tasemel -0,14, kuid ETH ja Nasdaq'i vaheline volatiilsuste korrelatsioon on ainukesena vastassuunaline ehk tasemel 0,02. Küll aga on taaskord tegu marginaalsete seostega, seega suundade erinevused võivad kergemini esineda. Märkimisväärset on ka krüptovaluutade vahel vastassuunalisi volatiilsuste korrelatsioone, näiteks ETH ja XRP vahel, tasemel -0,01, küll aga on tegu väga nõrga korrelatsiooniga. Võrreldes volatiilsuste korrelatsioone aktsiaturgudega krüptovaluutade kaupa, siis on näha, et BTC'i korrelatsioon aktsiaturuindeksitega on väga nõrk. ETH puhul on korrelatsiooni tugevamad, kuid siiski nõrgad ning SP500 ja DJ puhul negatiivsed. Sama seose on tähendanud ka Charfeddine *et al.* (2020) oma uurimuses. XRP puhul on näha krüptovaluutadest kõige tugevamat volatiilsuste korrelatsiooni aktsiaturuindeksitega, kuid üldiselt saab sellist korrelatsiooni taset pidada nõrgaks.

Joonisel 3 on välja toodud volatiilsuse korrelatsiooni mudelite ehk tingliku dünaamilise korrelatsiooni mudelite graafikud (graafikud eraldi välja toodud lisas 4). Graafikute *Index* telg kirjeldab ajalist perioodi 2016-2020, kus suurus 1050 viitab Covid-19 kriisiperioodile. Kõige graafikute vahel on näha krüptovaluutade ja aktsiaturuindeksite vahelist varieeruvust ja ka suur kõikumist. Kõige vähem varieeruvad BTC ja aktsiaturgude vahelised korrelatsioonid, kus

joonistuvad välja suurenemised Covid-19 kriisiperioodil ning volatiilsused on üldiselt sarnasel tasemel võrreldes kõikide aktsiaturuindeksitega. Võrreldes on BTC teiste krüptovaluutadega on volatiilsuste korrelatsioonide kõikumine väiksem. ETH ja XRP puhul on kõikumised mõnevõrra suuremad, kuid mustrid on võrdlemisi sarnased. Küll aga XRP puhul joonistub kõige selgemini välja Venemaa ja Ukraina vahelise eskaleerunud sõja efekt, kus korrelatsioon tõusis 0,6 tasemele, kui teiste krüptovaluutade puhul jäi see tase mõnevõrra madalamaks. Läbivalt on kõikide krüptovaluutade puhul näha, et kõrgeim korrelatsiooni tase aktsiaturgudega just Covid-19 kriis, kus korrelatsioonid ületasid 0,6 taset. Samuti ei ole otseselt näha korrelatsioonides erilist stabiliseerumist, kuna üldise mustri järgi on näha, et tasemed muutuvad võrdlemisi suure intervalliga, kõige enam viitaks stabiilsele perioodile BTC perioodil 2016-2019, kuid ka sel perioodil on volatiilsuste korrelatsioonide muutumine võrdlemisi suur.



Joonis 3. Volatiilsuse korrelatsioonimudelite graafikud perioodil 2016-2022

Allikas: Autori arvutused läbi RStudio tarkvara

3.4. Järeldused

Käesoleva töö eesmärgiks oli hinnata krüptovaluutade ja USA aktsiaturgude omavahelist seotust ning hinnata, kas krüptovaluutade volatiilsused kanduvad üle antud turgudele. Töö eesmärkide saavutamiseks sõnastati uurimisküsimused ning tulemuste saamiseks kasutati Investing.com andmebaasist saadud andmeid uuritavate varade kohta ning uurimisküsimustele vastuste leidmisel rakendati DCC-GARCH mudelit. Tulemustena leiti, et krüptovaluutaturu ja aktsiaturgude vahel toimub volatiilsuse ülekandumist, mis on üldiselt väga nõrk, kuid šokiperioodidel selgemalt nähtav. Volatiilsuse ülekandumine on töö tulemusena ühesuunaline ja volatiilsuse mõju kandu aktsiaturgudelt üle krüptovaluutaturule. Olgugi, et mudeli jääkliikmetes leidis autokorrelatsiooni, mis on paratamatu DCC mudel ja ka globaalsete turgude puhul, olid DCC mudeli $dcc\alpha$ ja $dcc\beta$ summad alla 1, mis viitasid varade vahelisele dünaamilisele korrelatsioonile ning mille alusel järeldab autor, et mudel oli piisav kirjeldamiseks analüüsitava korrelatsiooni.

Võrreldes valitud varade tootluste volatiilsusi graafikutel joonisel 2 joonistub kõige paremini välja 2 peamist kriisi, mis analüüsi perioodi jäävad: Covid-19 kriis ja Venemaa-Ukraina vahel eskaleerunud sõda 2022. aasta algul. Volatiilsuste klasterdumine antud perioodidel joonistub selgelt välja SP500, Nasdaq ja DJ puhul, samuti on klasterdumist näha ka krüptovaluutade puhul, kõige vähem on seda näha XRP puhul. Samuti on krüptovaluutade puhul näha nende omapäraseid kriise, näiteks 2018nda aasta šokk, kus krüptovaluutasid hakkasid mõjutama mitmed regulatsioonid ning osades riikides keelati krüptovaluutade tehingud, Lõuna-Korea oli üheks selliseks riigiks. Tegu oli krüptovaluuta-spetsiifilise kriisiga ning see ei väljendunud aktsiaturuindeksitel. BTC puhul on alates sellest momendist volatiilsus jäänud püsivalt kõrgele tasemele. ETH ja XRP puhul oli volatiilsus ka sellele perioodile eelnevalt mõnevõrra kõrgem, selle põhjuseks võib pidada nende puhul madalamat investorite usaldustaset. Antud hetkel oli ainult BTC ja selle tehniline protsess saavutanud investorite kõrgema usalduse, mis väljendus ka kõrgemas turukapitalisatsioonis.

Hinnates DCC-GARCH mudelite tulemusi, jõudis töö autor järeldusele, et lühiajaliselt ei toimu krüptovaluutadelt volatiilsuse ülekandumist, välja arvatud ETH-Nasdaq puhul, kus $dcc\alpha$ väärtused osutusid statistiliselt oluliseks. Pikaajaliselt toimus DCC-GARCH tulemuste alusel volatiilsuse mõju ülekandumine krüptovaluutadelt aktsiaturgudele ehk väliste šokkide pikaajalist mõju ja püsivust kinnitasid $dcc\beta$ statistiliselt olulised tulemused. Tulenevalt sellest otsustati läbi viia Granger kausaalsuse F-testid, veendumaks, et reaalsuses ei ole ülekandumine vastassuunaline.

Testide tulemusel leiti, et BTC ja ETH on põhjustatud aktsiaturuindeksite poolt, mille alusel saab järeldada, et aktsiaturgude volatiilsus kandub edasi hoopis krüptovaluutadele. Granger kausaalsuse testid viidi läbi ka teises suunas veendumaks, et ei esine kahesuunalist mõju ning vastassuunaliste F-testide tulemused tulid kõikide valitud krüptovaluutade ja aktsiaturuindeksite puhul statistiliselt ebaoluliselt, seega järeldati, et Granger kausaalsuse leiab aset ainult suunal, kus aktsiaturud Granger põhjustavad krüptovaluutasid. Ainukese erinevusena saab välja tuua XRP, mille puhul olid kõik läbiviidud Granger kausaalsuse testid statistiliselt ebaolulised, seega ei toimub Granger põhjustatust kummalgi suunal. XRP puhul on see mõnevõrra mõistetav lähtuvalt Tabelis 3 toodud tulemustele, kust on võimalik näha, et XRP näitajad erinevad teistest analüüsitavatest varadest märkimisväärselt. Samuti joonistub analoogne tulemus välja XRP tootluste volatiilsuse ja volatiilsuste korrelatsioonide puhul.

Hindamaks valitud varade koosmõju viidi läbi tinglikud dünaamilisi korrelatsiooni mudelid, mille alusel on võimalik väita, et krüptovaluutade ja aktsiaturgude koosmõju on valdavalt samasuunaline ja väga nõrk. Nimelt on BTC ja aktsiaturuindeksite vahelised korrelatsiooni tasemed vahemikus 0,008 kuni -0,08, mis viitavad peaaegu olematu korrelatsioonile. Mõnevõrra tugevamat korrelatsiooni on näha ETH puhul, kuid need on valdavalt vastassuunalised ja tasemete vahemikus 0,022 kuni -0,142, mida saab samuti pidada väga nõrgaks seoseks. ETH puhul on volatiilsuste dünaamilised tinglikud korrelatsioonid mõnevõrra huvitavamad, nimelt näitavad tulemused, et ETH ja SP500 vaheline volatiilsuste korrelatsioon on tasemel -0,12 ja ETH-DJ vaheline volatiilsuste korrelatsioon tasemel -0,14, kuid ETH ja Nasdaq'i vaheline volatiilsuste korrelatsioon on ainukesena vastassuunaline ehk tasemel 0,02. Küll aga on taaskord tegu marginaalsete seostega, seega suundade erinevused võivad kergemini esineda. Huvitavalt on ka krüptovaluutade omavahelised keskmised volatiilsuse korrelatsioonid oodatust madalamad, tasemetel -0,010 kuni 0,221, mis viitavad väga nõrgale korrelatsioonile, küll aga on tootluste volatiilsuse muustrites tuvastatavad teatavad sarnased. Muustrite läbi on võimalik näha, et šokkide mõju väljendub esmalt BTC puhul ning seejärel järgneb sama mõju ETH ja XRP puhul. Läbi viidud testide tulemusel on aga keeruline väita, et analüüsitud krüptovaluutade vahel oleks tugev seotus või et need järgiksid ühist volatiilsus trendi. Küll aga saame väita, et kõik analüüsitud krüptovaluutad on ühtlasi mõjutatud välistest šokkidest.

Joonisel 3 on välja toodud volatiilsuse korrelatsiooni mudelite ehk tingliku dünaamilise korrelatsiooni mudelite graafikud (graafikud eraldi välja toodud lisas 4). Kõigi graafikute vahel on näha krüptovaluutade ja aktsiaturuindeksite vahelist varieeruvust ja ka suur kõikumist. Kõige

vähem varieeruvad BTC ja aktsiaturgude vahelised korrelatsioonid, kus joonistuvad välja suurenemised Covid-19 kriisiperioodil ning volatiilsused on üldiselt sarnasel tasemel võrreldes kõikide aktsiaturuindeksitega ning võrreldes on BTC teiste krüptovaluutadega on volatiilsuste korrelatsioonide kõikumine väiksem. Selline muster on põhjendatav läbi BTC suurema populaarsuse ja suurema omanike ringi, kuna see toob endaga kaasa mõnevõrra paremini välja kujunenud hinnataseme ning tulenevalt suuremast usaldusest BTC vastu on investorid hinnataseme suhtes optimistlikumad. Samuti võiks siinkohal ka rolli mängida BTC kaeveprotsess, mis on väga konkreetset raamistatud ning tasustamise süsteem konkreetset määratletud. ETH ja XRP puhul on kõikumised mõnevõrra suuremad, kuid mustrid on võrdlemisi sarnased. Nende kõrgemate kõikumiste selgituseks saab pidada nende mõnevõrra erinevat olemust ja kasutusvõimalusi võrreldes BTC-ga. Näiteks ETH on rohkem haavatav krüptokeskkondade šokkidele, kus ETH maksevahendina kasutada saab, näiteks NFT-de soetamiseks. Sellest tulenevalt võib šokk NFT kogukonnas tuua kaasa volatiilsuse ETH puhul, mis teistes krüptovaluutades otseselt ei väljendu. XRP puhul on olukord veidi keerulisem, kuna üldine usaldus antud krüptovaluuta suhtes on võrdlemisi madal, kuna XRP ringlust kontrollib krüptovaluuta arendaja ning krüptovaluuta kogukondades on selline lähenemine kriitikat saanud (Burniske & Tatar, 2017). Tulenevalt madalamast usaldustasemest on tõenäoliselt ka erinevate šokkide mõjud suurema intervalliga. Näiteks, XRP puhul joonistub kõige selgemini välja Venemaa ja Ukraina vahelise eskaleerunud sõja efekt, kus korrelatsioon tõusis 0,6 tasemele, kui teiste krüptovaluutade puhul jäi see tase mõnevõrra madalamaks. Läbivalt on kõikide krüptovaluutade puhul näha, et kõrgeim korrelatsiooni tase aktsiaturgudega just Covid-19 kriis, kus korrelatsioonid ületasid 0,6 taset. Sellele eelnevalt on näha ka 2018nda aasta aktsiaturgude tagasilööki, mis oli peale 2008nda aasta majanduskriisi, kõige suurem langus selleks momendiks. Huvitaval kombel leidis 2018ndal aastal aset ka „krüptomulli“ lõhkemine, kus peale võimast tõusuperiood langes BTC -73% (Royal, 2022). Selle mulli lõhkemise peamiseks põhjuseks peetakse rahvusvahelist geopoliitikat ja üha rangemaks muutunud regulatsioone, kus hakkasid esimest korda levima regulaatorite huvid krüptovaluutade täieliku keelamise mitmes juristiksioonis (Morris, 2021). Samuti ei ole otseselt näha korrelatsioonides erilist stabiliseerumist peale eelmainitud kriise, kuna üldise mustri järgi on näha, et tasemed muutuvad võrdlemisi suure intervalliga, kõige enam viitaks stabiilsele perioodile BTC perioodil 2016-2019, kuid ka sel perioodil on volatiilsuste korrelatsioonide muutumine võrdlemisi suur.

Uurimustöö tulemusel saadi kinnitust, et šokkide ülekandumine leiab aset, kuid šokid USA aktsiaturgudel põhjustavad peamiselt volatiilsust ka krüptovaluutades, kuid tuvastatud seos on

marginaalne, nõrk ning ei leia aset lühiajaliselt. Volatiilsuse mõju ülekandumine joonistub välja pika perioodi vaatel ehk väliste šokkide pikaajalises mõjus ja püsivuses. Sarnasele tulemusele jõudsid ka Symitsi & Chalvatzis (2018), kes järeldasid, et neid suhteid selgitab peamiselt krüptovaluuta kaevandamisprotsess, kus kaevureid premeeritakse Bitcoinidega ja neist saavad krüptovaluutaturgudel osalejad. Kuna energia ja tehnoloogia on Bitcoin tootmises võtmetähtsusega sisendid, saavad nad määrata kaevurite nõutava tootluse (*Ibid.*). Täiendavalt mõjutavad krüptovaluutade volatiilsust krüpto-spetsiifilised šokid, mille põhjusteks saab pidada rahvusvahelist geopoliitikat ja üha rangemaks muutunud regulatsioone, mis on kaasa toonud krüptovaluutade täieliku keelamise mitmes juristiksioonis. Krüptovaluutaturu väärtuse tõusu taga olid suuresti ka USA rahandusministeeriumi Covid-19 pandeemiast tekkinud raskuste katteks välja makstud abimaksud. Languse täiendavaks põhjuseks seeläbi on peetud ka püsivat kõrget inflatsioonitaset, mis USA tööameti (*U.S. Labor Department*) andmetel on püsinud 8,3-8,5% tasemel. See omakorda võib kaasa tuua krüptovaluuta investeringute realiseerimise, et katta igapäevased olmekulusid. Viimase mõju joonistub välja ka aktsiaturgude puhul, kus langus oli 2022. aasta märtsis ligi 20%, kuid aasta lõpuks kauplevad aktsiaturud ligikaudu 5-10% madalam tasemel 2021. aasta lõpu tipptasemetest. (Philip, 2022) See kinnitab veel enam fakti, et peamised volatiilsuse esilekutsujad krüptovaluutade ja ka aktsiaturuindeksite puhul on välised mõjurid nagu keskpankade rahapoliitika ning üldine majanduslik olukord.

Lisaks pakub autor välja võimalusi käesoleva töö edasiarendamiseks. Mudeli kirjeldusvõime parandamiseks tasuks kaaluda ka Diebold & Yilmaz (2012, 2014) välja töötatud volatiilsuse ülekandumise raamistiku kasutamist, mis on üha enam leidnud kasutust ka teistes empiirilistes uurimustes. Lisaks tasuks suurendada analüüsitava varade hulka ka teistele varaklassidele ning kasutada võrdlusena ka teiste riikide aktsiaturgusid. Täiendavaks võiks töösse integreerida ka krüptovaluutade portfelli riski maandamise analüüsi, et konkreetselt hinnata, kas krüptovaluutad peaksid mängima rolli investorite portfellides.

KOKKUVÕTE

Tehnoloogia areng on kaasa toonud mitmeid märkimisväärseid arenguid ja muutusi, mis mõjutavad inimkonna käitumist igapäevaselt. Üheks oluliseks arenguks, viimase dekaadi jooksul, võib pidada virtuaalväeringute teket ja selle populaarsuse kasvu. See on uus tehnoloogia, mis põhineb vanadel tingimustel, kuid loob tugevaid eeliseid tänapäeva usaldusrahadele. Tehnoloogia, mida aktiivselt arendatakse ning mille eesmärk on raha muuta taas detsentraliseerituks. Virtuaalväeringute, täpsemalt krüptovaluutade osakaalud paljude investorite portfellides ei ole enam põhjendamatu risk, vaid investeerimise võimalus, mida tasub analüüsida. Tulenevalt krüptovaluutade olemusest ja nende tehnilisest toimimisest on selle investeringuvahendi saatvaks tunnuseks jäänud volatiilsus. Olenemata kõrge riskist, virtuaalväeringute keerukast tehnilisest protsessist ja suurest volatiilsusest on krüptovaluutasid saatnud märkimisväärne populaarsus ning kogu krüptovaluutaturu hinnanguline väärtus on tõusis 2021 aasta lõpul ligi 3 triljoni USA dollarini, kuid tulenevalt mitmetest teguritest on aastaga krüptovaluutaturu hinnanguline väärtus langenud veidi alla 1 triljoni USA dollari. Arvestades virtuaalväeringute turu väärtust, populaarsust ning pidevat arengut on oluline mõista, millist mõju see investeerimisinstrument omab aktsiaturgude suhtes. Võttes arvesse, et varaklasside osakaalud on investorite portfellides pidevalt muutuvad, siis on oluline mõista, millist mõju omab ühe instrumendi väärtuse volatiilsus teisele instrumendile. Seeläbi oleks võimalik ka hinnata krüptovaluutade kasutamist portfelli riski hajutamiseks. (Bouri *et al.*, 2017; Damianov & Elsayed, 2019)

Käesoleva töö eesmärgiks oli analüüsida millised on krüptovaluutaturu ja aktsiaturu vahelised volatiilsuse seosed ning eesmärgi saavutamiseks võeti näiteks USA aktsiaturuindeksid. Hinnates töö käigus volatiilsuse ülekandumise olemasolu, suunda ja tugevust. Töö eesmärkide saavutamiseks sõnastati uurimisküsimused ning tulemuste saamiseks kasutati Investing.com andmebaasist saadud andmeid uuritavate varade kohta, milleks olid Bitcoin, Ethereum, Ripple ning aktsiaturuindeksid Standard and Poor's 500 (S&P500), Nasdaq ning Dow Jonesi tööstuskeskmine indeks. Uurimisküsimustele vastuste leidmisel rakendati DCC-GARCH mudelit. Olgugi, et mudeli jääkliikmetes leidis autokorrelatsiooni, mis on paratamatu DCC mudel ja ka globaalsete turgude puhul, olid DCC mudeli $dcc\alpha$ ja $dcc\beta$ summad alla 1, mis viitasid varade vahelisele dünaamilisele korrelatsioonile ning mille alusel järeldab autor, et mudel oli piisav kirjeldamiseks analüüsitava korrelatsiooni.

Lisaks on koostatud valimi puhul tähendatud ka teatavaid piiranguid, mis võivad tulemuste täpsust mõjutada. Nimelt krüptovaluutade ja aktsiaturgude kauplemisel erinevad ajaperioodi, s.t. aktsiaturgudel ei toimu kauplemist nädalavahetustel ja riiklikel pühadel, aegadel, mil krüptovaluutadega kauplemine on võimalik. Sellest tulenevalt on valimis krüptovaluutade aegread ühtlustatud aktsiaturu esindajate aegridadega, mis võivad kaasa tuua reaalsusest kõrgemad volatiilsuse tasemed.

Uurimustöö tulemusel saadi kinnitust, et šokkide ülekandumine leiab aset, kuid šokid USA aktsiaturgudel põhjustavad peamiselt volatiilsust ka krüptovaluutades, kuid tuvastatud seos on väga nõrk ning ei leia aset lühiajaliselt. Volatiilsuse mõju ülekandumine joonistub välja pika perioodi vaatel ehk väliste šokkide pikaajalises mõjus ja püsivuses. Sarnasele tulemusele jõudsid ka Symitsi & Chalvatzis (2018), kes järeldasid, et neid suhteid selgitab peamiselt krüptovaluuta kaevandamisprotsess, kuna protsessiosalised teenivad tasu Bitcoinides ning energia ja tehnoloogia on Bitcoin tootmises võtmetähtsusega sisendid, saavad nad määrata kaevurite nõutava tootluse. Seda võib pidada ka üheks põhjuseks miks volatiilsuse ülekandumise suund on aktsiaturgudelt krüptovaluutadele ja mitte vastupidi. Täiendavalt mõjutavad krüptovaluutade volatiilsust krüpto-spetsiifilised šokid, mille põhjusteks saab pidada rahvusvahelist geopoliitikat ja üha rangemaks muutunud regulatsioone, mis on kaasa toonud krüptovaluutade täieliku keelamise mitmes juristiksioonis. Krüptovaluutaturu väärtuse tõusu taga olid suuresti ka USA rahandusministeeriumi Covid-19 pandeemiast tekkinud raskuste katteks välja makstud abimaksud. Languse täiendavaks põhjuseks seeläbi on peetud ka püsivat kõrget inflatsioonitaset, mis USA tööameti (*U.S. Labor Department*) andmetel on püsinud 8,3-8,5% tasemel. See omakorda võib kaasa tuua krüptovaluuta investeringute realiseerimise, et katta igapäevased olmekulusid. Viimase mõju joonistub välja ka aktsiaturgude puhul, kus langus oli 2022. aasta märtsis ligi 20%, kuid aasta lõpuks kauplevad aktsiaturud ligikaudu 5-10% madalam tasemel 2021. aasta lõpu tipptasemetest. (Philip, 2022) See kinnitab veel enam fakti, et peamised volatiilsuse esilekutsujad krüptovaluutade ja ka aktsiaturuindeksite puhul on välised mõjurid nagu keskpankade rahapoliitika ning üldine majanduslik olukord.

Hinnates volatiilsuse korrelatsiooni mudelite ehk tingliku dünaamilise korrelatsiooni mudelite tulemusi on näha krüptovaluutade ja aktsiaturuindeksite vahelist varieeruvust ja ka suur kõikumist. Kõige vähem varieeruvad BTC ja aktsiaturgude vahelised korrelatsioonid, kus joonistuvad välja suurenemised Covid-19 kriisiperioodil ning volatiilsused on üldiselt sarnasel tasemel võrreldes kõikide aktsiaturuindeksitega ning võrreldes on BTC teiste krüptovaluutadega on volatiilsuste

korrelatsioonide kõikumine väiksem. Selline muster on põhjendatav läbi BTC suurema populaarsuse ja suurema omanike ringi, kuna see toob endaga kaasa mõnevõrra paremini välja kujunenud hinnataseme ning tulenevalt suuremast usaldusest BTC vastu on investorid hinnataseme suhtes optimistlikumad. Samuti võiks siinkohal ka rolli mängida BTC kaeveprotsess, mis on väga konkreetset raamistatud ning tasustamise süsteem konkreetset määratletud. ETH ja XRP puhul on kõikumised mõnevõrra suuremad, kuid mustrid on võrdlemisi sarnased. Nende kõrgemate kõikumiste selgituseks saab pidada nende mõnevõrra erinevat olemust ja kasutusvõimalusi võrreldes BTC-ga. Näiteks ETH on rohkem haavatav krüptokeskkondade šokkidele, kus ETH maksevahendina kasutada saab, näiteks NFT-de soetamiseks. Sellest tulenevalt võib šokk NFT kogukonnas tuua kaasa volatiilsuse ETH puhul, mis teistes krüptovaluutades otseselt ei väljendu. XRP puhul on olukord veidi keerulisem, kuna üldine usaldus antud krüptovaluuta suhtes on võrdlemisi madal, kuna XRP ringlust kontrollib krüptovaluuta arendaja ning krüptovaluuta kogukondades on selline lähenemine kriitikat saanud (Burniske & Tatar, 2017). Tulenevalt madalamast usaldustasemest on tõenäoliselt ka erinevate šokkide mõjud suurema intervalliga. Sellele eelnevalt on näha ka 2018nda aasta aktsiaturgude tagasilööki, mis oli peale 2008nda aasta majanduskriisi, kõige suurem langus selleks momendiks. Huvitaval kombel leidis 2018ndal aastal aset ka „krüptomulli“ lõhkemine, kus peale võimast tõusuperioodi langes BTC -73% (Royal, 2022). Selle mulli lõhkemise peamiseks põhjuseks peetakse rahvusvahelist geopoliitikat ja üha rangemaks muutunud regulatsioone, kus hakkasid esimest korda levima regulaatorite huvid krüptovaluutade täieliku keelamise mitmes juristiksioonis (Morris, 2021). Samuti ei ole otseselt näha korrelatsioonides erilist stabiliseerumist peale eelmainitud kriise, kuna üldise mustri järgi on näha, et tasemed muutuvad võrdlemisi suure intervalliga, kõige enam viitaks stabiilsele perioodile BTC perioodil 2016-2019, kuid ka sel perioodil on volatiilsuste korrelatsioonide muutumine võrdlemisi suur. Antud leiud kinnitavad veelgi enam, et peamised volatiilsuse esilekutsujad krüptovaluutade ja ka aktsiaturuindeksite puhul on välised mõjurid nagu keskpankade rahapoliitika ning üldine majanduslik olukord.

Huvitavalt on ka krüptovaluutade omavahelised keskmised volatiilsuse korrelatsioonid oodatust madalamad, tasemetel -0,010 kuni 0,221, mis viitavad väga nõrgale korrelatsioonile, küll aga on tootluste volatiilsuse mustrites tuvastatavad teatavad sarnased. Mustrite läbi on võimalik näha, et šokkide mõju väljendub esmalt BTC puhul ning seejärel järgneb sama mõju ETH ja XRP puhul. Läbi viidud testide tulemusel on aga keeruline väita, et analüüsitud krüptovaluutade vahel oleks tugev seotus või et need järgiksid ühist volatiilsus trendi. Küll aga saame väita, et kõik analüüsitud krüptovaluutad on ühtlasi mõjutatud välistest šokkidest.

Lisaks pakub autor välja võimalusi käesoleva töö edasiarendamiseks. Parema ülevaate saamiseks oleks kasulik töösse lisada ka muud varaklassid nagu tarbekaubad, kinnisvara, võlakirjad. Sarnaselt Aydogan *et al.* (2021) tasuks kaasata analüüsi ka teiste riikide aktsiaturud ja muud varaklassid, kuna volatiilsuse seosed võivad lähtuvalt riiklikest seadusandlustest ja geograafilistest teguritest tingituna olla oluliselt erineva. Samuti oleks mõistlik testida keskpankade rahapoliitika mõju. Mudeli kirjeldusvõime parandamiseks tasuks kaaluda ka Diebold & Yilmaz (2012, 2014) välja töötatud volatiilsuse ülekandumise raamistiku kasutamist, mis on ühe enam leidnud kasutust ka teistes empiirilistes uurimustes. Täiendavaks võiks töösse integreerida ka krüptovaluutade portfelli riski maandamise analüüsi, et konkreetselt hinnata, kas krüptovaluutad peaksid mängima rolli investorite portfellides. Lähtuvalt töö tulemustest saab järeldada, et investorid, kes kaaluvad krüptovaluutade kaasamist investimisportfellidesse, võivad seeläbi leida teataval määral portfelli riskide maandamise võimalusi, kuna aktsiaturgude ja krüptovaluutaturu vahel tuvastati nõrk seos, kuid peavad arvestama krüptovaluutade spetsiifiliste riskidega, mis võivad täiendavalt põhjustada märkimisväärseid väärtuse kaotusi.

SUMMARY

THE RELATIONSHIP BETWEEN CRYPTOCURRENCY MARKET AND STOCK MARKET VOLATILITY BASED ON THE U.S. MARKETS

Joosep Kampus

Technological advances have led to a number of significant developments and changes affecting mankind's behaviour on a daily basis. One important development, over the last decade, can be seen as the formation of virtual currencies and an increase in its popularity. It's a new technology based on old terms but creates strong advantages for modern trust funds. Technology that is being actively developed and aims to make money decentralised again. The shares of virtual currencies, specifically cryptocurrencies, in the portfolios of many investors are no longer an unwarranted risk, but an investment opportunity worth analyzing. Due to the nature of cryptocurrencies and their technical functioning, volatility remains the sending feature of this investment vehicle.

The purpose of this thesis was to analyze the volatility relationships between the cryptocurrency market and the stock market and the thesis was based on the U.S. stock market indices in order to achieve the goal of assessing the existence, direction, and strength of the volatility spillover during the period. Research questions were formulated to achieve the objectives of the thesis and results were obtained using data from the Investing.com database on the assets under investigation, namely Bitcoin, Ethereum, Ripple, and the stock market indices Standard and Poor's 500 (S&P500), Nasdaq and the Dow Jones industrial average. The DCC-GARCH model was applied to find answers to research questions.

As a result of the research, it was confirmed that there is a surge of volatility spillover during periods of market shock, but the shocks in the U.S. stock markets are mainly causing volatility in cryptocurrencies as well. Additionally, the volatility of cryptocurrencies is influenced by crypto-specific shocks, with international geopolitics and increasingly tightened regulations that have led to a total ban on cryptocurrencies in several legal jurisdictions. The rise in the value of the cryptocurrency market was also largely driven by aid payments paid out by the U.S. Treasury Department to cover the difficulties created by the COVID-19 pandemic. A further reason for the decline has also been seen as persistently high inflation levels, which have remained at 8.3% to

8.5%, according to the U.S. Labor Department. This, in turn, could lead to the realization of cryptocurrency investments to cover daily household expenses. The impact of the latter is also drawing out for stock markets, where the decline was close to 20% in March 2022, but by the end of the year, stock markets are trading at around 5-10% below their peak levels at the end of 2021. (Philip, 2022) This further confirms the fact that the main drivers of volatility in cryptocurrencies and also in stock market indices are external factors such as central bank monetary policy and the overall economic situation.

KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Ajayi, R. A., Friedman, J., & Mehdian, S. M. (1998). On the relationship between stock returns and exchange rates: Tests of granger causality. *Global Finance Journal*, 9(2), 241-151.
- Aranda, D., & Zagone, R. (1. Mai 2015. a.). *The 'Ripple' Effect: Why an Open Payments Infrastructure Matters*. Allikas: CGAP: <https://www.cgap.org/blog/ripple-effect-why-open-payments-infrastructure-matters>
- Arnold, M. (6. Juuni 2018. a.). *Ripple and Swift slug it out over cross-border payments*. Allikas: Financial Times: <https://www.ft.com/content/631af8cc-47cc-11e8-8c77-ff51caedcde6>
- Aydogan, B., Vardar, G., & Taçoglu, C. (2021). Volatility spillovers among G7, E7 stock markets and cryptocurrencies. *Journal of Economic and Administrative Sciences*.
- Bank, E. C. (2012). *Virtual Currency Schemes*. Frankfurt.
- Bauwens, L., Hafner, C., & Laurent, S. (2012). *Volatility Models and Their Applications*. John Wiley & Sons.
- Bauwens, L., Laurent, S., & Rombouts, J. V. (2006). Multivariate GARCH models: a survey. *Journal of Applied Econometrics*, 79-109.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 307-327.
- Bollerslev, T. (1990). Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized ARCH model. *Review of Economics and Statistics*, 72(3), 498-505.
- Bouri, E., Jalkh, N., Molnar, P., & Roubaud, D. (2017). Bitcoin for energy commodities before and after the December 2013 crash: diversifier, hedge or safe haven? *APPLIED ECONOMICS*, 49(50), 5063-5073.
- Brooks, C. (2019). *Introductory Econometrics for Finance* (4th tr.). Cambridge: Cambridge University Press.
- Burniske, C., & Tatar, J. (2017). *Cryptoassets: The Innovative Investor's Guide to Bitcoin and Beyond*. McGraw Hill Professional.
- Cappiello, L., Engle, R., & Sheppard, K. (2003). Asymmetric Dynamics In The Correlations Of Global Equity And Bond Returns. *European Central Bank Working Paper No.204*.

- Charfeddine, L., Benlagha, N., & Maouchi, Y. (2020). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and. *Economic Modelling*, 198-217.
- Cheah, E.-T., & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, 130:32–36.
- Chohan, U. W. (2017). *History of Bitcoin*. SSRN.
- Chowdhury, S., Damianov, D., & Elsayed, A. (2022). Bubbles and Crashes in Cryptocurrencies: Interdependence, Contagion, or Asset Rotation? *Finance Research Letters*, 46:102494.
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 28-34.
- Damianov, D. S., & Elsayed, A. H. (2019). Does Bitcoin add value to global industry portfolios? *Economics Letters*, 191:108935.
- Di, M., & Xu, K. (2022). COVID-19 vaccine and post-pandemic recovery: Evidence from. *Finance Research Letters*.
- Dickey, D., & Fuller, W. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 49(4), 1057-1072.
- Diebold, F., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 57-66.
- Diebold, F., & Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182(1), 119-134.
- Elder, J. (2004). Another perspective on the effects of inflation uncertainty. *Journal of Money, Credit and Banking*, 36(5), 911-929.
- Enders, W. (2015). *Applied Econometric Time Series* (4th tr.). New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Engle, R. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Journal of Econometrica*, 987-1008.
- Engle, R. F. (2002). Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20, 339-350.
- Engle, R. F., & Kroner, K. F. (1995). Multivariate Simultaneous Generalized ARCH. *Econometric Theory*, 11(1), 122-150.
- Engle, R., & Patton, A. (2001). What good is a volatility model? *Quantitative Finance*, 1, 237-245.

- Engle, R., Ito, T., & Lin, W.-L. (1990). Meteor Showers or Heat Waves? Heteroskedastic Intradaily Volatility in the Foreign Exchange Market. *Econometrica*, 525-542.
- Engle, R., NG, V., & Rothschild, M. (1990). Asset pricing with a factor-ARCH covariance structure: empirical estimates for treasury bills. *Journal of Econometrics*, 45, 213-237.
- Forbes, K., & Rigobon, R. (2002). No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements. *The Journal of Finance*, 2223-2261.
- Gande, A., & Parsley, D. (2005). News spillovers in the sovereign debt market. *The Journal of Financial Economics*, 691-734.
- Geweke, J., Meese, R., & Dent, W. (1983). Comparing alternative tests of causality in temporal systems: Analytic results and experimental evidence. *Journal of Econometrics*, 21(2), 161-194.
- Granger, S. W. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Crossspectral Methods. *Econometrica*, 37(3), 424-438.
- Hansen, S. (20. Juuni 2018. a.). *Guide To Top Cryptocurrency Exchanges*. Allikas: Forbes: <https://www.forbes.com/sites/sarahhansen/2018/06/20/forbes-guide-to-cryptocurrency-exchanges/?sh=18da09df2572>
- Härdle, W., Harvey, C., & Reule, R. (2019). *Understanding Cryptocurrencies*. Berlin: International Research Training Group 1792.
- Hardouvelis, G. A. (1988). Economic News, Exchange Rates and Intrest Rates. *Journal of International Money and Finance*, 7, 23-35.
- Hollister, S. (28. September 2021. a.). *AMD CEO Lisa Su downplays the company's role in crypto mining*. Allikas: The Verge: <https://www.theverge.com/2021/9/27/22697339/amd-crypto-mining-ceo-lisa-su-gpu-code-conference>
- Hosp, J. (2017). *Crypto Currencies: Bitcoin, Ethereum, Blockchain, Ico's & Co. simply explained*. Julian Hosp Coaching LTD.
- Johnson, B., Laszka, A., Grossklags, J., & Moore, T. (2018). Economic Analyses of Security Investments on Cryptocurrency Exchanges. *IEEE International Conference on Blockchain*.
- Kurka, J. (2019). Do cryptocurrencies and traditional asset classes influence each other? *Finance Research Letters*(31), 38-46.
- Malladi, R., Dheeriya, P., & Martinez, J. (2019). Predicting Bitcoin Return and Volatility Using Gold and The Stock Market. *A JOURNAL OF INTERNATIONAL ACADEMY OF BUSINESS DISCIPLINES*.

- Mandelbrot, B. (1963). The Variation of Certain Speculative Prices. *The Journal of Business*, 394-419.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 77-91.
- McAleer, M., Hoti, S., & Chan, F. (2009). Structure and asymptotic theory for multivariate asymmetric conditional volatility. *Econometric Rev.*, 422-440.
- Moore, T., & Christin, N. (2013). Beware the middleman: Empirical analysis of Bitcoin-exchange risk. *17th International Conference on Financial Cryptography and Data Security (FC)*, 25-33.
- Moore, T., Christin, N., & Szurdi, J. (2013). Revisiting the Risks of Bitcoin Currency Exchange Closure. *ACM Transactions on Internet Technology*.
- Morris, D. Z. (2. Jaanuar 2021. a.). *A brief history of Bitcoin bubbles*. Allikas: Yahoo.com: <https://www.yahoo.com/lifestyle/brief-history-bitcoin-bubbles-184720389.html>
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. Allikas: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Nortey, E., Ngoh, D., Doku-Amponsah, K., & Ofori-Boateng, K. (2015). Modeling inflation rates and exchange rates in Ghana: application of multivariate GARCH models. *SpringerPlus*, 4(1), 1-10.
- Panda, A. K., & Nanda, S. (2018). A GARCH Modelling of Volatility and M-GARCH Approach of Stock Market Linkages of North America. *Global Business Review*, 19(6), 1538-1553.
- Perez, E. (7. Aprill 2022. a.). *The race for semiconductors: Are crypto miners taking the lion's share?* Allikas: Cointelegraph: <https://cointelegraph.com/news/the-race-for-semiconductors-are-crypto-miners-taking-the-lion-s-share>
- Philip, T. (20. oktoober 2022. a.). *Finbold*. Allikas: Why Did Crypto Crash? | Risks of Buying Crypto | Recession Investing: <https://finbold.com/guide/crypto-crash/>
- Pierce, D., & Haugh, L. (1977). Causality in temporal systems: Characterization and survey. *Journal of Econometrics*, 5(3), 265-293.
- Royal, J. (7. Oktoober 2022. a.). *Bitcoin's price history: 2009 to 2022*. Allikas: Bankrate.com: <https://www.bankrate.com/investing/bitcoin-price-history/>
- Sauga, A. (2018). *Kõik sai alguse Bitcoinist*. Tallinn: Paradiis OÜ.
- Sims, C. A. (1972). Money, income and casuality. *American Economic Review*, 62(4), 540-552.
- Symitsi, E., & Chalvatzis, K. (2018). Return, volatility and shock spillovers of Bitcoin with energy and. *Economics Letters*, 127-130.

- Tiwari, A., Raheem, I., & Kang, S. (2019). Time-varying dynamic conditional correlation between stock and cryptocurrency markets using the copula-ADCC-EGARCH model. *Physica A* 535.
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley & Sons Inc.
- Vainu, J. (2006). *Ökonomeetria: Lihtsad mudelid*. Tallinn: Kirjastus Külim.
- Yermack, D. (2013). *Is bitcoin a real currency? An economic appraisal*. Handbook of Digital Currency.

LISAD

Lisa 1. Bitcoini ja traditsiooniliste varaklasside DCC-GARCH mudelid

-----					*-----*				
* DCC GARCH Fit *					* DCC GARCH Fit *				
-----					*-----*				
Distribution : mvnorm					Distribution : mvnorm				
Model : DCC(1,1)					Model : DCC(1,1)				
No. Parameters : 11					No. Parameters : 11				
[VAR GARCH DCC UncQ] : [0+8+2+1]					[VAR GARCH DCC UncQ] : [0+8+2+1]				
No. Series : 2					No. Series : 2				
No. Obs. : 1667					No. Obs. : 1667				
Log-Likelihood : 8468.872					Log-Likelihood : 8047.165				
Av.Log-Likelihood : 5.08					Av.Log-Likelihood : 4.83				
Optimal Parameters					Optimal Parameters				
-----					-----				
Estimate Std. Error t value Pr(> t)					Estimate Std. Error t value Pr(> t)				
[rBTC].mu -0.002227 0.000973 -2.2890 0.022080					[rBTC].mu -0.002227 0.000973 -2.2888 0.022092				
[rBTC].omega 0.000143 0.000065 2.1942 0.028224					[rBTC].omega 0.000143 0.000065 2.1936 0.028262				
[rBTC].alpha1 0.176403 0.057797 3.0521 0.002272					[rBTC].alpha1 0.176403 0.057868 3.0484 0.002301				
[rBTC].beta1 0.781084 0.061045 12.7951 0.000000					[rBTC].beta1 0.781084 0.061054 12.7934 0.000000				
[rsp500].mu -0.000807 0.000158 -5.1060 0.000000					[rnasdaq].mu -0.000967 0.000231 -4.1900 0.000028				
[rsp500].omega 0.000003 0.000002 1.4760 0.139955					[rnasdaq].omega 0.000004 0.000003 1.1983 0.230782				
[rsp500].alpha1 0.251445 0.033452 7.5167 0.000000					[rnasdaq].alpha1 0.182184 0.023183 7.8584 0.000000				
[rsp500].beta1 0.747550 0.030981 24.1292 0.000000					[rnasdaq].beta1 0.804883 0.029017 27.7380 0.000000				
[Joint]dcca1 0.028537 0.014732 1.9371 0.052736					[Joint]dcca1 0.023338 0.008396 2.7796 0.005442				
[Joint]dccb1 0.962066 0.021062 45.6777 0.000000					[Joint]dccb1 0.970592 0.011313 85.7978 0.000000				
Information Criteria					Information Criteria				
-----					-----				
Akaike -10.147					Akaike -9.6415				
Bayes -10.112					Bayes -9.6057				
Shibata -10.148					Shibata -9.6416				
Hannan-Quinn -10.134					Hannan-Quinn -9.6282				

Lisa 1 järg

* DCC GARCH Fit *			

Distribution	: mvnorm		
Model	: DCC(1,1)		
No. Parameters	: 11		
[VAR GARCH DCC UncQ]	: [0+8+2+1]		
No. Series	: 2		
No. Obs.	: 1667		
Log-Likelihood	: 8475.875		
Av.Log-Likelihood	: 5.08		
Optimal Parameters			

	Estimate	Std. Error	t value Pr(> t)
[rBTC].mu	-0.002227	0.000972	-2.2907 0.021983
[rBTC].omega	0.000143	0.000065	2.1948 0.028175
[rBTC].alpha1	0.176403	0.057802	3.0519 0.002274
[rBTC].beta1	0.781084	0.061040	12.7963 0.000000
[rDJ].mu	-0.000737	0.000166	-4.4346 0.000009
[rDJ].omega	0.000003	0.000003	1.1547 0.248203
[rDJ].alpha1	0.238057	0.035117	6.7789 0.000000
[rDJ].beta1	0.753766	0.038603	19.5263 0.000000
[Joint]dcca1	0.028377	0.016098	1.7627 0.077944
[Joint]dccb1	0.959355	0.025622	37.4433 0.000000
Information Criteria			

Akaike	-10.156		
Bayes	-10.120		
Shibata	-10.156		
Hannan-Quinn	-10.143		
Elapsed time : 1.253412			

Lisa 2. Ethereum ja traditsiooniliste varaklasside DCC-GARCH mudelid

-----					*-----*				
* DCC GARCH Fit *					* DCC GARCH Fit *				
-----					*-----*				
Distribution : mvnorm					Distribution : mvnorm				
Model : DCC(1,1)					Model : DCC(1,1)				
No. Parameters : 11					No. Parameters : 11				
[VAR GARCH DCC UncQ] : [0+8+2+1]					[VAR GARCH DCC UncQ] : [0+8+2+1]				
No. Series : 2					No. Series : 2				
No. Obs. : 1667					No. Obs. : 1667				
Log-Likelihood : 7440.132					Log-Likelihood : 7862.472				
Av.Log-Likelihood : 4.46					Av.Log-Likelihood : 4.72				
Optimal Parameters					Optimal Parameters				
-----					-----				
Estimate Std. Error t value Pr(> t)					Estimate Std. Error t value Pr(> t)				
[rETH].mu	-0.001955	0.001497	-1.3053	0.191779	[rETH].mu	-0.001955	0.001499	-1.3041	0.192202
[rETH].omega	0.000267	0.000098	2.7382	0.006178	[rETH].omega	0.000267	0.000098	2.7374	0.006192
[rETH].alpha1	0.137187	0.040756	3.3661	0.000762	[rETH].alpha1	0.137187	0.040795	3.3629	0.000771
[rETH].beta1	0.816382	0.045563	17.9178	0.000000	[rETH].beta1	0.816382	0.045532	17.9299	0.000000
[rNasdaq].mu	-0.000967	0.000231	-4.1916	0.000028	[rSP500].mu	-0.000807	0.000158	-5.1049	0.000000
[rNasdaq].omega	0.000004	0.000003	1.1986	0.230684	[rSP500].omega	0.000003	0.000002	1.4735	0.140612
[rNasdaq].alpha1	0.182184	0.023178	7.8603	0.000000	[rSP500].alpha1	0.251445	0.033548	7.4951	0.000000
[rNasdaq].beta1	0.804883	0.029040	27.7165	0.000000	[rSP500].beta1	0.747550	0.031111	24.0288	0.000000
[Joint]dcca1	0.019223	0.005303	3.6248	0.000289	[Joint]dcca1	0.026801	0.017632	1.5200	0.128502
[Joint]dccb1	0.976649	0.006553	149.0364	0.000000	[Joint]dccb1	0.963994	0.028176	34.2135	0.000000
Information Criteria					Information Criteria				
-----					-----				
Akaike	-8.9132				Akaike	-9.4199			
Bayes	-8.8774				Bayes	-9.3841			
Shibata	-8.9133				Shibata	-9.4200			
Hannan-Quinn	-8.8999				Hannan-Quinn	-9.4066			

Lisa 2 järg

* DCC GARCH Fit *			

Distribution	: mvnorm		
Model	: DCC(1,1)		
No. Parameters	: 11		
[VAR GARCH DCC UncQ]	: [0+8+2+1]		
No. Series	: 2		
No. Obs.	: 1667		
Log-Likelihood	: 7871.673		
Av.Log-Likelihood	: 4.72		
Optimal Parameters			

	Estimate	Std. Error	t value Pr(> t)
[rETH].mu	-0.001955	0.001493	-1.3088 0.190607
[rETH].omega	0.000267	0.000097	2.7405 0.006135
[rETH].alpha1	0.137187	0.040904	3.3539 0.000797
[rETH].beta1	0.816382	0.045602	17.9025 0.000000
[rDJ].mu	-0.000737	0.000166	-4.4372 0.000009
[rDJ].omega	0.000003	0.000003	1.1529 0.248949
[rDJ].alpha1	0.238057	0.035168	6.7691 0.000000
[rDJ].beta1	0.753766	0.038683	19.4856 0.000000
[Joint]dcca1	0.034920	0.021719	1.6078 0.107876
[Joint]dccb1	0.945242	0.041575	22.7357 0.000000
Information Criteria			

Akaike	-9.4309		
Bayes	-9.3952		
Shibata	-9.4310		
Hannan-Quinn	-9.4177		
Elapsed time : 1.272196			

Lisa 3. Ripple ja traditsiooniliste varaklasside DCC-GARCH mudelid

-----				*-----*					
* DCC GARCH Fit *				* DCC GARCH Fit *					
-----				*-----*					
Distribution	: mvnorm			Distribution	: mvnorm				
Model	: DCC(1,1)			Model	: DCC(1,1)				
No. Parameters	: 11			No. Parameters	: 11				
[VAR GARCH DCC UncQ]	: [0+8+2+1]			[VAR GARCH DCC UncQ]	: [0+8+2+1]				
No. Series	: 2			No. Series	: 2				
No. Obs.	: 1667			No. Obs.	: 1667				
Log-Likelihood	: 7868.509			Log-Likelihood	: 7442.095				
Av.Log-Likelihood	: 4.72			Av.Log-Likelihood	: 4.46				
Optimal Parameters				Optimal Parameters					
-----				-----					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)		Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
[rXRP].mu	0.001445	0.001217	1.1870	0.235234	[rXRP].mu	0.001445	0.001216	1.1879	0.234884
[rXRP].omega	0.000470	0.000180	2.6123	0.008993	[rXRP].omega	0.000470	0.000180	2.6127	0.008984
[rXRP].alpha1	0.435965	0.103935	4.1946	0.000027	[rXRP].alpha1	0.435965	0.103912	4.1955	0.000027
[rXRP].beta1	0.563035	0.094591	5.9523	0.000000	[rXRP].beta1	0.563035	0.094583	5.9528	0.000000
[rSP500].mu	-0.000807	0.000158	-5.1083	0.000000	[rNasdaq].mu	-0.000967	0.000231	-4.1923	0.000028
[rSP500].omega	0.000003	0.000002	1.4754	0.140117	[rNasdaq].omega	0.000004	0.000003	1.1983	0.230786
[rSP500].alpha1	0.251445	0.033525	7.5002	0.000000	[rNasdaq].alpha1	0.182184	0.023192	7.8553	0.000000
[rSP500].beta1	0.747550	0.031076	24.0552	0.000000	[rNasdaq].beta1	0.804883	0.029067	27.6908	0.000000
[Joint]dcca1	0.037722	0.019687	1.9161	0.055358	[Joint]dcca1	0.031099	0.011278	2.7576	0.005823
[Joint]dccb1	0.930801	0.046490	20.0217	0.000000	[Joint]dccb1	0.945897	0.024023	39.3745	0.000000
Information Criteria				Information Criteria					
-----				-----					
Akaike	-9.4271			Akaike	-8.9155				
Bayes	-9.3914			Bayes	-8.8798				
Shibata	-9.4272			Shibata	-8.9156				
Hannan-Quinn	-9.4139			Hannan-Quinn	-8.9023				

Lisa 3 järg

```

*-----*
*   DCC GARCH Fit   *
*-----*
Distribution      : mvnorm
Model            : DCC(1,1)
No. Parameters   : 11
[VAR GARCH DCC UncQ] : [0+8+2+1]
No. Series       : 2
No. Obs.         : 1667
Log-Likelihood   : 7879.027
Av.Log-Likelihood : 4.73

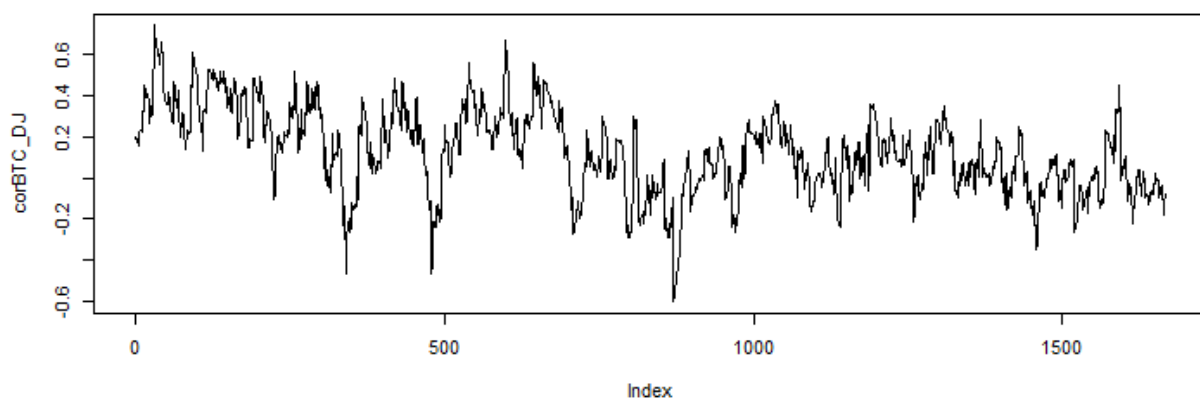
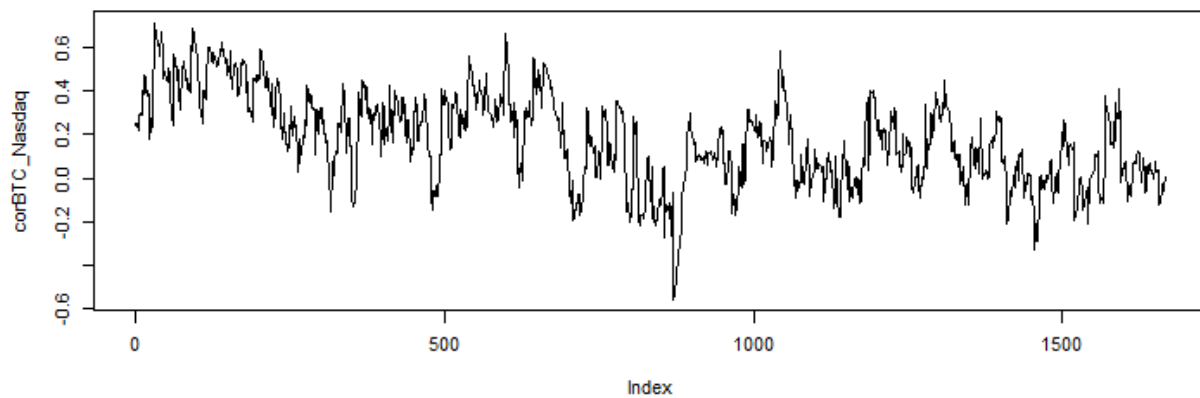
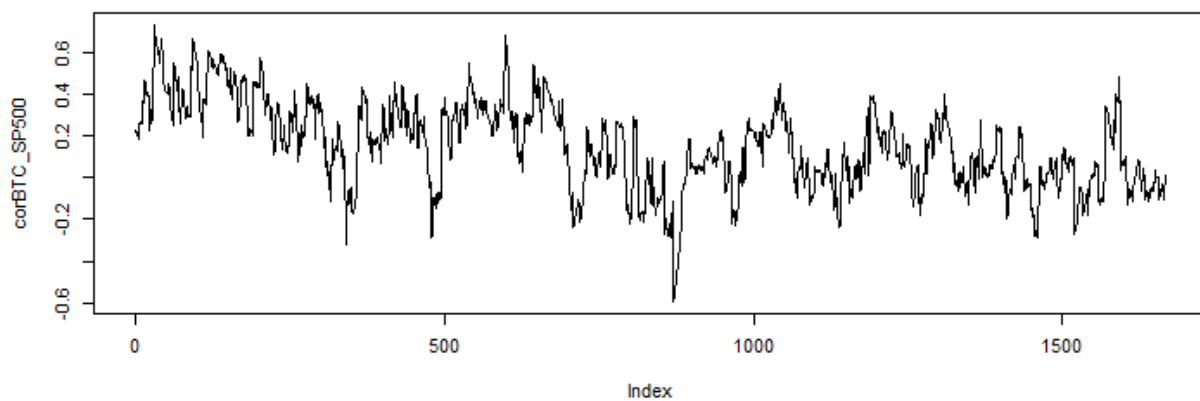
Optimal Parameters
-----
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
[rXRP].mu    0.001445  0.001217  1.1871 0.235193
[rXRP].omega 0.000470  0.000180  2.6130 0.008975
[rXRP].alpha1 0.435965  0.103961  4.1936 0.000027
[rXRP].beta1  0.563035  0.094575  5.9533 0.000000
[rDJ].mu     -0.000737  0.000166 -4.4276 0.000010
[rDJ].omega  0.000003  0.000003  1.1548 0.248153
[rDJ].alpha1 0.238057  0.035163  6.7700 0.000000
[rDJ].beta1  0.753766  0.038623 19.5158 0.000000
[Joint]dcca1 0.037113  0.030090  1.2334 0.217418
[Joint]dccb1 0.920035  0.088616 10.3823 0.000000

Information Criteria
-----
Akaike      -9.4397
Bayes       -9.4040
Shibata     -9.4398
Hannan-Quinn -9.4265

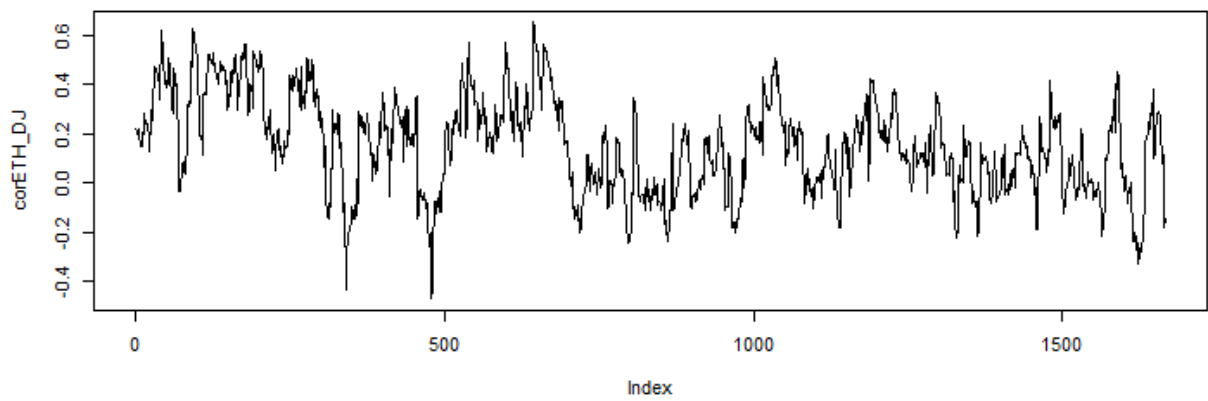
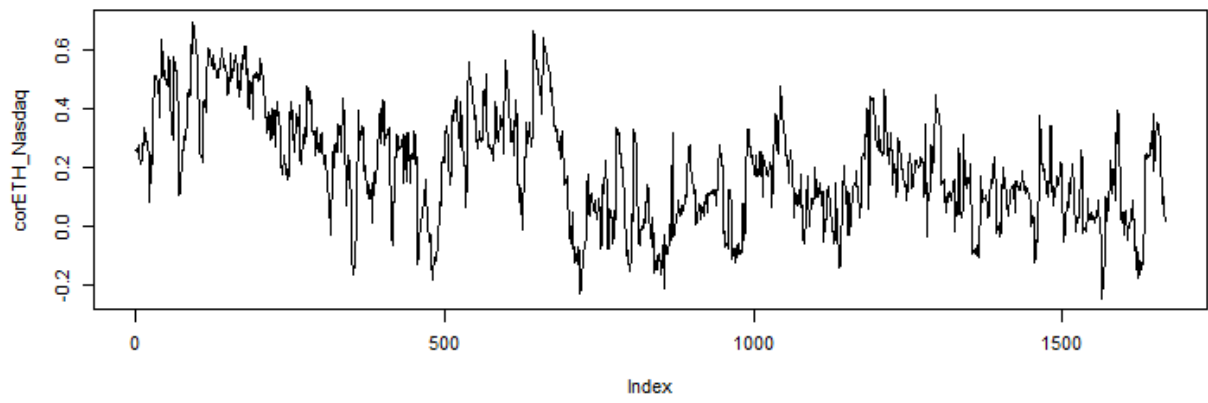
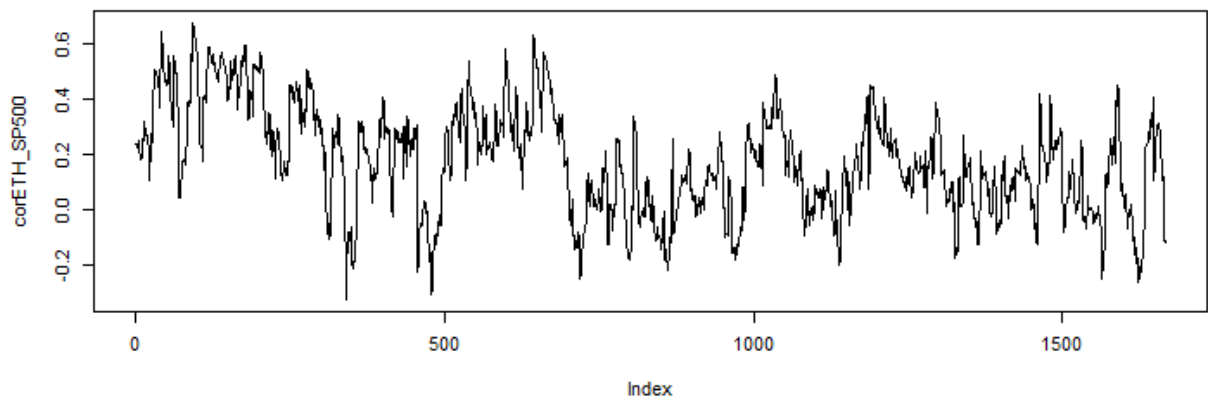
Elapsed time : 1.314829

```

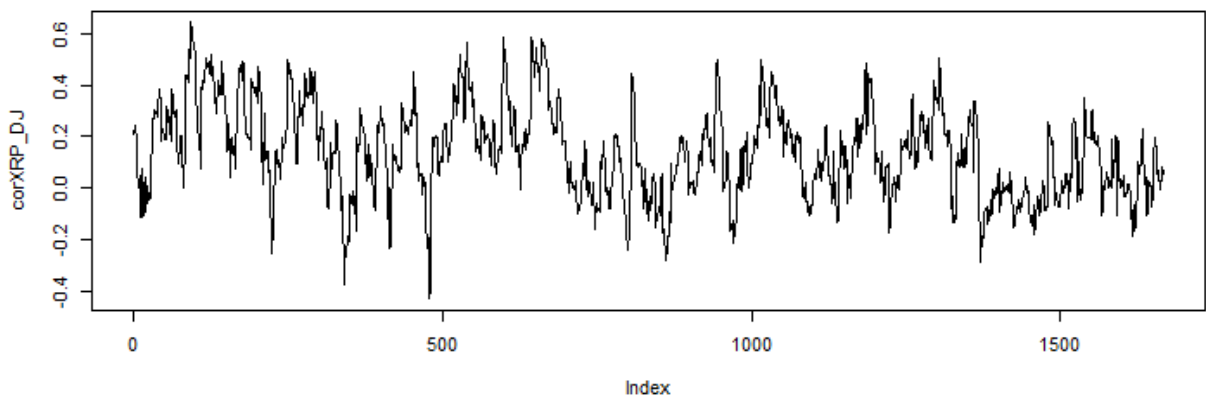
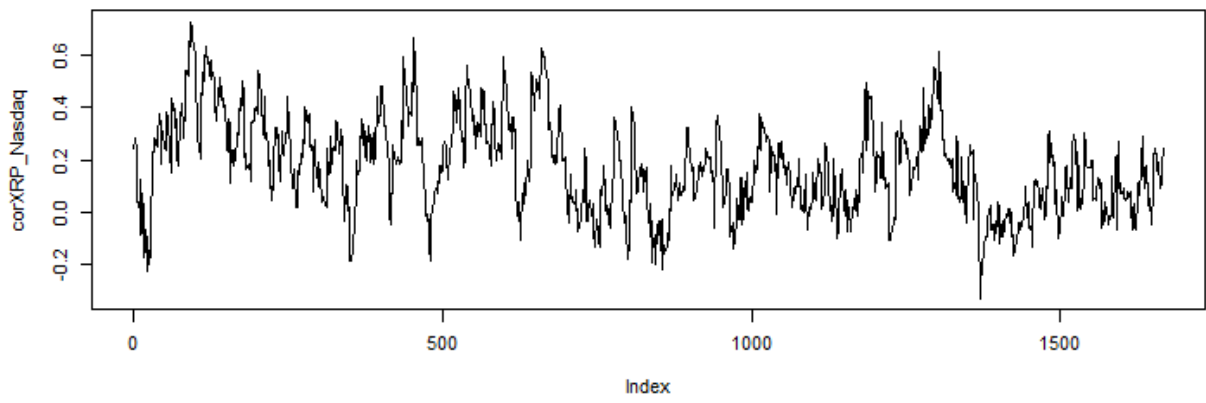
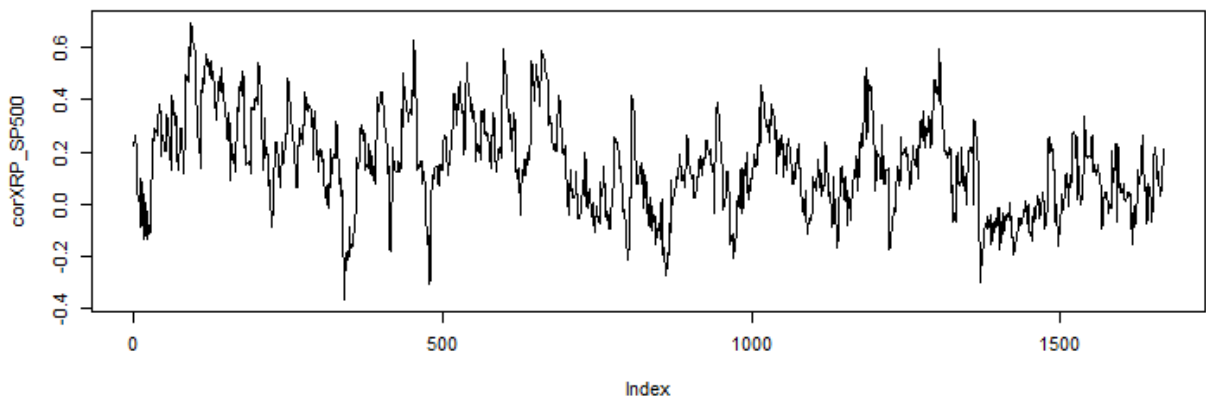
Lisa 4. Volatiilsuse korrelatsioonimudelite graafikud perioodil 2016-2022



Lisa 4 järg



Lisa 4 järg



Lisa 5. Lihtlitsents

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks¹

Mina Joosep Kampus

1. Annan Tallinna Tehnikaülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose Krüptovaluutaturu ja aktsiaturu volatiilsuse seosed USA turgude näitel,

mille juhendaja on Kaido Kepp,

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.

03.01.2023

¹ Lihtlitsents ei kehti juurdepääsupiirangu kehtivuse ajal vastavalt üliõpilase taotlusele lõputööle juurdepääsupiirangu kehtestamiseks, mis on allkirjastatud teaduskonna dekaani poolt, välja arvatud ülikooli õigus lõputööd reprodutseerida üksnes säilitamise eesmärgil. Kui lõputöö on loonud kaks või enam isikut oma ühise loomingu 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.