

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL  
Majandusteaduskond  
Majandusanalüüsi ja rahanduse instituut

Armin Uutar

**KRÜPTOVARADE JA AKTSIATURGUDE OMAVAHELISE  
KAUSAALSUSE HINDAMINE AASTATEL 2016-2021**

Bakalaureusetöö

Õppekava TABB, peeriala ärirahandus

Juhendaja: Mari-Liis Kukk, MA

Tallinn 2022

Deklareerin, et olen koostanud lõputöö iseseisvalt ja olen viidanud kõikidele töö koostamisel kasutatud teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele, ning ei ole esitanud sama tööd varasemalt ainepunktide saamiseks. Töö pikkuseks on 7892 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Armin Uutar .....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 194025TABB

Üliõpilase e-posti aadress: armin.uutar@gmail.com

Juhendaja: Mari-Liis Kukk:

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(nimi, allkiri, kuupäev)

# SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE .....	6
SISSEJUHATUS .....	7
1. TEOREETILINE OSA .....	10
1.1. Krüptovarad ja nende hindade kujunemine .....	10
1.1.1 Krüptovarad kui detsentraliseeritud rahasüsteemi etalon .....	11
1.1.2 Krüptovarade hindamine .....	13
1.2. Aktsiaturud ja nende hindade kujunemine .....	15
1.2.1 Aktsiate omamise ajendid .....	15
1.2.2 Aktsiate hindade kujunemine .....	16
1.2.3 Majandustsüklite olemus .....	17
1.2.4 Psühholoogilised ja käitumuslikud mõjurid .....	18
1.3 Varasemate uurimuste tulemused .....	19
2. ANDMED JA METOODIKA .....	22
2.1 Andmed .....	22
2.1.1 MSCI World Index .....	22
2.1.2 Bitcoin .....	23
2.1.3 Valim ning ajaperioodid .....	23
2.2 Metoodika .....	24
2.2.1 Dickey-Fuller test .....	25
2.2.2 Akaike kriteerium .....	25
2.2.3 Breusch-Godfrey test .....	25
2.2.3 Durbin-Watsoni test .....	26
2.2.4 Grangeri kausaalsus .....	26
3. MUDELITE ANALÜÜSIMINE JA JÄRELDUSED .....	27
3.1 I periood 01.01.2016-31.12.2021 .....	27
3.2 II periood 01.01.2016-05.01.2020 .....	30
3.3 III periood 05.01.2020-31.12.2021 .....	32
3.4 IV periood 01.01.2016 kuni 30.01.2020 .....	34
3.5 V periood 30.01.2020 kuni 31.12.2021 .....	34
3.6 Järeldused .....	35
KOKKUVÕTE .....	37

SUMMARY .....	39
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU .....	41
LISAD .....	46
Lisa 1. I perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test .....	46
Lisa 2. I perioodi Bitcoin logaritmi ADF test.....	47
Lisa 3. I perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test.....	48
Lisa 4. I perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test .....	49
Lisa 5. I perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine .....	50
Lisa 6. I perioodi autokorrelatsiooni testimine.....	51
Lisa 7. I perioodi Grangeri kausaalsuse testimine.....	52
Lisa 8. II perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test.....	53
Lisa 9. II perioodi Bitcoin logaritmi ADF test .....	54
Lisa 10. II perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test.....	55
Lisa 11. II perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test.....	56
Lisa 12. II VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine .....	57
Lisa 13. II perioodi autokorrelatsiooni testimine.....	58
Lisa 14. II perioodi Grangeri kausaalsuse testimine.....	59
Lisa 15. III perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test .....	60
Lisa 16. III perioodi Bitcoin logaritmi ADF test.....	61
Lisa 17. III perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test .....	62
Lisa 18. III perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test .....	63
Lisa 19. III perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine.....	64
Lisa 20. III perioodi autokorrelatsiooni testimine .....	65
Lisa 21. III perioodi Grangeri kausaalsuse testimine .....	66
Lisa 22. IV perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test .....	67
Lisa 23. IV perioodi Bitcoin logaritmi ADF test.....	68
Lisa 24. IV perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test.....	69
Lisa 25. IV perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test .....	70
Lisa 26. IV perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine .....	71
Lisa 27. IV perioodi autokorrelatsiooni testimine .....	72
Lisa 28. IV perioodi Grangeri kausaalsuse testimine .....	73
Lisa 29. V perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test.....	74
Lisa 30. V perioodi Bitcoin logaritmi ADF test.....	75
Lisa 31. V perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test .....	76
Lisa 32. V perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test.....	77
Lisa 33. V perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine.....	78
Lisa 34. V perioodi autokorrelatsiooni testimine .....	79

Lisa 35. V perioodi Grangeri kausaalsuse testimine .....	80
Lisa 36. Lihtlitsents .....	81

## LÜHIKOKKUVÕTE

Antud töö eesmärgiks oli hinnata krüptovarade ja aktsiaturgude vahelist põhjuslikkust, kasutades krüptovarasid esindava Bitcoinini ning aktsiaturge esindava MSCI World Indexi päevaste sulgemishindade aegridasid. Põhjuslikkuse uurimiseks kasutati Grangeri kausaalsuse mudelit, mis võimaldab hinnata aegridade vaheliste seoste esinemist või puudumist ning saadud tulemuste abil üksteise liikumist prognoosida.

Aegridade andmestiku saamiseks kasutas lõputöö autor Bitcoinini päevaseid sulgemishindu Yahoo Finance'i kodulehelt ning MSCI World Indexi päevaseid sulgemishindu nende enda ametlikult kodulehelt ajavahemikul 01.01.2016 kuni 31.12.2021. Antud ajavahemikud jaotati veel viieks järgnevaks perioodiks, kus uuriti kogu ajaperioodi tulemusi ning COVID-19 eelset ja järgset aega:

- 1) 01.01.2016 kuni 31.12.2021 (I periood);
- 2) 01.01.2016 kuni 05.01.2020 (II periood);
- 3) 05.01.2020 kuni 31.12.2021 (III periood);
- 4) 01.01.2016 kuni 30.01.2020 (IV periood);
- 5) 30.01.2020 kuni 31.12.2021 (V periood);

Autor kasutas kõikide uuritavate aegridade statsionaarsuse tagamiseks nelja erinevat ökonomeetrilist mudelit, mis aitasid tagada eelduste korrektsuse ning objektiivse hinnangu Grangeri kausaalsuse mudelite läbiviimisel. Püstitatud mudelite korrektsusest hoolimata esines kausaalsust vaid II ja IV perioodil ühesuunaliselt, kus Bitcoinini hinnaliikumine mõjutas MSCI World Indexi sulgemishindasid, kuid vastupidist mõjutust ei esinenud. Seetõttu oli töö autoril võimalik püstitatud hüpoteese kinnitada ning järeldada, et aktsiaturgudel toimuv hinnaliikumine ei võimalda prognoosida krüptovarade hinnaliikumist ja krüptovarade hinnaliikumine prognoosida aktsiaturgude hinnaliikumist, mistõttu võib eeldada, et nende varade hindasid mõjutavad erinevad tegurid.

Võtmesõnad: Grangeri kausaalsus, krüptovarad, aktsiad, Bitcoin, MSCI World Index

## SISSEJUHATUS

Investeeringimaailmas on peale 2007.–2008. aasta finantskriisi olnud mõningaid lühiajalisi languseid kõrvale jättes üsnagi pikaajaline tõusuturg, kui vaadelda mõne indeksi, näiteks Standard & Poor's 500 päevaste sulgemishindade graafikut. Lisaks sellele on peale 2008. aasta majanduskriisi rahatrüki tulemusena raha hulk majanduses mitmekordistunud nii Ameerikas, kui ka Euroopas, ning intressimäärad langenud rekordiliselt madalale, kusjuures Euribor on mitmeid aastaid lausa negatiivne olnud (Euribor, 2022; Euroopa Keskpank, 2022; Board of Governors of the Federal Reserve System, 2022). Taolisetest majandust potentsiaalselt elavdavatest otsustest hoolimata oli madal inflatsioon aga pikka aega suur mure ning Euroopa liidu keskmine inflatsioon ei ületanud 2% piiri aastatel 2013-2020 ühtegi korda (Ciccarelli et al., 2017).

COVID-19 leviku kartusest tingitud piirangud halvasid majandust üsnagi arvestatavalt, sundides paljusid ettevõtteid oma uksi vähemalt mingikski ajaperioodiks sulgema ning tarneahelaid katkestama (Euroopa Keskpank, 2021). Taoline situatsioon kestis üsnagi lühikest aega ning Euroopa riikides kestsid viirusepuhangust tingituna rakendatud riiklikud kitsendused vaid ligi poolteist aastat. Seejärel hakati uuesti majandust elavdama ning piiranguid vähendama. (Dunford et al., 2020; Euroopa Keskpank, 2021)

Leevendused tõid kaasa aga selle, et enamiku ajast kodus olnud inimeste tarbimisharjumused kasvasid hüppeliselt ning koroonaperioodil kogutud raha hakati arvestataval määral uuesti majandusse ringlusesse laskma. See kõik tõi omakorda kaasa situatsiooni, kus turul oli nõudlus toodete järgi kõrgem kui pakkumine ning selle olukorra normaliseerimine ja tarneahelate ülesehitamine koos tootmise taasavamisega ei jõudnud turule järele. Eelnevatest mõjuritest tingituna pidid paljud pakkujaid oma toodete hinda tõstma ning inflatsioonitase kasvas võrreldes varasemalt suurt mure tekitanud madala inflatsiooniga hüppeliselt. (Euroopa Keskpank, 2021)

Tekkinud inflatsiooni tõttu otsivad inimesed aina rohkem viise vaba raha võimalikult murevabalt ja arvestatava tootlusega investeerida, lootuses inflatsiooni poolt tekitatud rahaline kadu vähemalt neutraliseerida. Krüptovaluutad on üks uuemaid investeerimisvahendeid, millega oma portfelli täiendada ja inflatsiooni mõju säästudele üritada stabiliseerida. Lisaks on populaarsemad krüptovaluutad näidanud ka äärmuslikke tootluseid, mis võivad ületada võrreldaval ajaperioodil isegi mitme tuhande kordselt suuremate indeksite omasid, meelitades investorid aktsiaturgudelt

üle krüptovaradesse investeerima. (Nasdaq, 2021) See kõik on muutnud investeerimise krüptovaradesse väga atraktiivseks.

Käesoleva bakalaureusetöö teemavalik on ajendatud autori huvist krüptovarade kui investeerimisvõimaluse vastu ning soovist uurida selle varaliigi käitumist erinevates majandussituatsioonides võrreldes aktsiaturgudega. Krüptovarasid kasutatakse kui vahendit investeerimisportfelli diversifitseerimiseks, kuid selle üsnagi uue varaliigi käitumise erinevusi ja sarnasusi aktsiaturgudega ei ole väga laialdaselt uuritud.

Antud lõputöö eesmärk on uurida, kuidas käituvad krüptovarad ja aktsiaturud erinevate mõjurite poolt tekitatud turusituatsioonides ning milline on vaatluse all oleva kahe varaliigi omavaheline suhe seejuures (kas nende varaliikide turuväärtused tõusevad või langevad samasuunaliselt ja samas suurusjärgus või mitte). Nende varaliikide suhte mõistmine aitab investoritel oma portfelli paremini kindlustada ja diversifitseerida.

Töö eesmärgi saavutamiseks püstitas autor järgmised hüpoteesid:

- 1) Aktsiaturgudel toimuv hinnaliikumine ei võimalda prognoosida krüptovarade hinnaliikumist
- 2) Krüptovarade hinnaliikumine ei võimalda prognoosida aktsiaturgude hinnaliikumist
- 3) Aktsiaturge ja krüptovarasid mõjutavad erinevad tegurid

Tingituna asjaolust, et krüptovarasid ja indekseid, mis aktsiaturge esindada võiks, on lugematu arv, siis on autor valinud krüptovarasid esindama krüptoraha alustala Bitcoin. Tegemist on vaieldamatult nii enamlevinud krüptoraha kui ka krüptovaraga, mille turuosa oli 01.04.2022 seisuga ligi 880 miljardit, samas kui populaarsuselt järgmise krüptoraha Ethereumi turuosa oli sama hetke seisuga vaid 420 miljardit nii CoinMarketCapi kui ka Binance'i veebilehekülgede andmebaaside järgi.

Aktsiaturgusid on autor valinud esindama MSCI World Indexi, kus on esindatud 23 arenenud turu ning 24 areneva turu ettevõtte, hõlmates kokku ligikaudu 1 500 erineva ettevõtte aktsiat 11 erinevas majandussektoris. Sealjuures moodustab IT-sektor kogu indeksi turuosast pea 23% ning finantssektor ligikaudu 14%, olles seetõttu antud lõputöö raames vägagi asjakohane näitaja, mida võrrelda digitaalajastu investeerimisvahenditega. (MSCI, 2022)



Uurimismeetodi lõppeesmärgiks on kasutada antud töös Grangeri kausaalsuse mudelit, mis aitab määratleda läbi ühe aegrea mudeldamise teise aegrea vastu seda, kas aegridadel toimuv mõjutab üksteist ja annab võimaluse tulevikus üksteisega toimuvat ennustada. Vaadeldavateks perioodideks on autor valinud kogu 2016-2021 ajaperioodi, mille alusel leitakse ka võrreldav aegridade andmestik nii indeksile kui Bitcoinile. Eesmärk, miks võrrelda just neil aastatel kahe varaliigi aegridasid seisneb selles, et näha, kas erinevad majanduslikud situatsioonid mõjutavad nende varaliikide omavahelist seost või mitte. Lisaks ei ole valitud varasemat perioodi uurimiseks seetõttu, et Bitcoin hinnaliikumise informatsioon on eelnevatel aastatel olnud üsnagi poolik.

Bakalaureusetöö koosneb kolmest suuremast peatükist. Esimeses peatükis tehakse sissejuhatus krüptovarade ja aktsiahindade kujunemisesse, selgitades nende varaliikide olemust, arengut ja mõjureid. Lisaks antakse ülevaade ka varasemate uurimuste seisukohtadele antud teema suhtes.

Teises peatükis kirjeldatakse uurimuses kasutatavat valimit ja meetodikat ning põhjendatakse valitud uurimussuunda. Samuti selgitatakse täpsemalt ka Grangeri kausaalsuse mudelit, selle eelduseid, kasutamist ning interpreteerimist antud uurimistöö raames.

Kolmandas peatükis viiakse läbi kvantitatiivne analüüs nii kogu uurimisperioodi, kui ka kahe eraldi uuritava, COVID-19 eelse ja järgse ajajärgu lõikes, esitatakse saadud tulemused ning nendest tingitud järeldused, andes sealjuures ka ettepanekud edasisteks uuringuteks.

Bakalaureusetöö autor soovib tänada juhendajat Mari-Liis Kukke professionaalse ning hindamatu abi eest käesoleva lõputöö valmimisel.

# 1. TEOREETILINE OSA

Selles peatükis tuuakse välja aktsiate ning krüptovarade ja nende hinnakujunduse põhimõtted ning antakse ülevaade varasemate uurimustööde leidudest ja tulemustest antud lõputöö kontekstis.

## 1.1. Krüptovarad ja nende hindade kujunemine

Krüptovarad on täielikult digitaalsed varad, mis põhinevad krüptograafilistel algoritmidel ning ploki ahela süsteemil, tagades kasutajatele turvalise detsentraliseeritud vahendus- ning hoiustuskeskkonna, kuhu on salvestatud kõikide ahelas tehtud tehingutega seotud informatsioon (FCNB, 2022). Seejuures jagunevad krüptovarad suuremas plaanis veel nelja erinevasse kategooriasse: krüptovaluutad ehk krüptorahad, millele ka antud lõputöö empiiriline analüüs ja enamik teoreetilisest osast baseerub, kasutustokenid (*utility token*), väärtpaberi tokenid (*security token*) ning mitteasendatavad tokenid (*non-fungible token*) ehk NFT-d (FCNB, 2022; Rahandusministeerium, 2019).

Enim tuntud krüptovarad on krüptovaluutad ehk krüptorahad, mida saab kasutada mitmetel erinevatel eesmärkidel: neid saab kasutada kauplemis- ning investeerimisvahendina, samuti saab neid kasutada ka ostuvahendina või rahalise väärtuse hoiustamise vahendina nagu ka fiat rahasid. Krüptovaluutade tegelik eesmärk nende loomisel oli klassikaliste fiat rahade asendamine, kuid siiani ei ole see õnnestunud. (FCNB, 2022) Maailmas on vaid üks riik, El Salvador, kus krüptovaluutat on tunnistanud ametliku maksevahendina, seega ei ole krüptoraha suutnud siiani oma esialgset eesmärki täielikult täita (Frankel, 2021).

Kasutustokenite eesmärk on pakkuda kasutajale ligipääsu mingile kindlale platvormile või teenusele. Samuti võib olla võimalik nendega ka osta teatud teenuseid või tooteid. Tavapärast väljastab teenuse- või tootepakkuja need tokeneid kujul, mis võimaldab neid vaid pakkuja võrgus kasutada. (FCNB, 2022)

Väärtpaberi tokeneid müüakse või pannakse enampakkumisele läbi noteerimiste (*initial coin offering* ehk ICO), mis aitavad ettevõtetel koguda rahalisi vahendeid uue äriidee või ärimudeli rahastamiseks. Ettevõtted pakuvad investoritele vastutasuks fiat rahadele või muudele krüptovaradele väärtpaberi tokeneid, mis võivad vastavalt eeskirjale anda investoritele osakuid, hääleõiguseid või õiguse saada osa dividendidest. Taoline investeerimisvõimalus on üsnagi riskantne, mistõttu tasub meeles pidada, et investeeritakse ideesse, mis ei pruugi kunagi toimima hakata. (FCNB, 2022)

Mitteasendatav token (NFT) on varaliik, mis tõestab omaniku omandiõigust füüsilisele või virtuaalsele esemele, olgu selleks laul, digitaalne pilt, video või hoopiski näiteks disainerrõivad. Mitteasendatav tähendab seda, et neid tokeneid ei saa üksteise vastu vahetada, kuna iga token on unikaalne. NFT on üsnagi uus krüptovara liik, mistõttu on sellega seotud seadusandlus ja turuosa kiires arengus. (FCNB, 2022)

Krüptovarade hinnakujundus erineb aga paljuski traditsioonilises turumajanduses levinud tsentraliseeritud rahasüsteemist, kus keskpank juhib kogu riigi või valuuta rahapoliitikat, võimaldades neil läbi intressimäärade ja rahatrüki vastavalt majanduslikule olukorrale raha hulka majanduses vähendada või suurendada. Krüptovarad põhinevad hoopiski süsteemil, mille mõjutamine keskse organi poolt ei ole üldjuhul võimalik ning kus väärtusloome tekib enamjaolt läbi turul oleva nõudluse ja pakkumise. (FCNB, 2022; Rejeb et al., 2021)

### **1.1.1 Krüptovarad kui detsentraliseeritud rahasüsteemi etalon**

Krüptovara on täielikult organisatsioonikesksest süsteemist eraldunud väärtusvahend, toimides ploki ahelal põhineval süsteemil, kus iga süsteemis osaleja ehk krüptovara omanik omab osakest ahela andmestikust, mis on teiste ahelas eksisteerivate osakestega sünkroniseeritud. Need valideeritud osakesed omakorda tõestavad krüptovara omaniku omandiõigust ning võimaldavad teha krüptovaraga tehinguid kõigil ploki ahelaga seotud isikutel. Ühe kindla kontrollmehhanismi asemel eksisteerib ahelas lugematu arv plokkide, mis toimivad samuti kontrollimise põhimõttel, kuid seda automatiseeritult ning eesmärgiga minimeerida häkkerite võimalusi krüptoga manipuleerimisel ning tehingute tõepärasuse revideerimisel. (Nofer et al., 2017)

Detsentraliseeritud süsteemis toimuvad enamus monetaarseid tehinguid läbi võrdõigusvõrgu, ehk tehingut läbi viies kandub raha pakkujalt saajale ilma igasuguste vahelülideta, mis kontrolliks tehingu õigsust ja läbipaistvust. Varasemalt oli võimalik sellisel kujul tehinguid teha vaid

füüsilisel kujul, sularahaga, ning digitaalset ülekannet ilma kolmanda osapoole (näiteks panga) sekkumiseta tehingusse ei olnud võimalik läbi viia. (Bech & Garratt, 2017)

Antud lõputöö uurimusse on hõlmatud avalikul plokiahelal põhinevad krüptovaluutad, mille tekitamiseks on vaja kasutajate riistvaralist, töötõendusel põhinevat (*Proof-of-Work* või ka PoW), krüptorahalist, panusetõendusel põhinevat (*Proof-of-Stake* või PoS), või hoopiski delegeeritud panusetõendusel põhinevat (*Delegated Proof-Of-Stake* või ka DPoS) tuge. (Bains, 2022)

Töötõenduse abil krüptoraha tekitamiseks lahendatakse spetsiaalse riistvara ja elektrienergia abil keerulisi matemaatilisi probleeme, mis tõestavad ahela tõepärasust. Kui probleem on lahendatud korrektselt, lisatakse lahendatud ja valideeritud sõlm plokiahelasse ning krüptoraha „kaevandaja“ saab vastutasuks vastavalt kasutatud vahendite võimekusele vastava osa krüptoraha, tekitades nii ahelreaktsiooni sooviga veelgi rohkem „kaevandada“. Suurema riistvaralise ja energeetilise ressursikasutamisega korreleeruvalt suurenevad ka tulud plokiahela lülide valideerimisest. See tähendab omakorda suuremat loodusressursside kasutamist, kuid ka kõrgemat turvalisust ning resistentsust häkkerite rünnakutele. (Vashchuk & Shuwar, 2018)

Panusetõendusel põhinev varaloome ei nõua niivõrd intensiivset ressursikasutust kui töötõendus. See eeldab krüptoraha omaniku vastutulelikkust ja võimalust olemasolevaid krüptorahasid hoiustada. Vara hoiustaja saab vastavalt hoiustatava summa proportsioonile kogu plokiahela väärtusele hüvitist ning hoiustamine suurendab võimalusi luua ahelasse rohkem plokkke, mis läbi lastakse ka rohkem krüptoraha ringlusesse. Põhimõtteliselt saab seda vaadelda kui „käsi peseb kätt“ süsteemi, kus krüptoraha hoiustamine loob kasutajale pidevat passiivset tulu ning plokiahel saab seeläbi oma turuosa suurendada ja ahelat suuremaks venitada. (Vashchuk & Shuwar, 2018)

Delegeeritud panusetõendusel põhinev varaloome lisab tavalisele panusetõendusele veidi rohkem demokraatlikku elementi ning antud mudel baseerub valimissüsteemil, kus vara omanikud, kes on selekteeritud kindlat plokiahelat valideerima, saavad oma töö suunata kolmandatele osapooltele. Kolmandad osapooled, keda nimetatakse ka „tunnistajateks“, on kohustatud jõudma uute plokiahela lülide loomisel ja tunnustamisel üksmeeleni. Edu korral jagatakse preemiad kolmandate osapoolte ja vara omanike vahel ära. Lisaks sellele üritab võrgustik end pidevalt ka arendada ning hindab tunnistajate aktiivsust ja usaldusväärsust, mis läbi kahjulikud elemendid võrgustikust eemaldatakse. Süsteemis valitakse ka „delegaate“, kellel on õigus tegevust juhtida ning pakkuda välja sisuliselt olulisi otsuseid. Seejuures on kogu süsteemil

ka õigus delegaate maha hääletada, kui nende tegevus ei arenda võrgustiku tegevust. (Bains, 2022; Zhang & Lee, 2020)

Kõigil kolmel avalikul ploki ahelal põhineval krüptoraha loomise süsteemil on ka omad eelised ja nõrkused. Kuigi PoW rahade konsensusmehhanismid loovad turvaliste ja vastupidavate ploki ahelate süsteemidele vundamendi, kulutavad nad ka väga palju energiat loomisprotsessis ning ainuüksi Bitcoin'i „kaevandamine“ kulutab ühes tunnis sama palju elektrit kui kogu Poola tunni jooksul. Lisaks on PoW süsteem ka üsna aeglane ning näiteks Bitcoin'i ahelas on võimalik ühes sekundis valideerida vaid 7 tehingut, kui võrdluseks traditsiooniline Visa maksesüsteem suudab läbi töötada 1 700 tehingut sekundis. (Bains, 2022)

PoS varad suudavad aga võrgustiku turvalisust säilitada ka märgatavalt väiksema energiakuluga võrreldes PoW varadega (Luo et al., 2018). Samas võib PoS tüüpi mehhanismis tekkida probleeme väiksemate, kasvueas olevate võrgustike tsentraliseerimisega ning hoiustamise efektiivsusega, kus vähesed omanikud suurtes kogustes vara võivad omada ja seeläbi ka kogu süsteemi juhtida. Sellised stsenaariumid võivad kogu PoS tüüpi turumehhanismi terviklikkust ja usaldusväarsust mõjutada. (Bains, 2022)

Eelnevatele süsteemidele sarnaselt esineb probleeme ka DPoS loogikal põhinevatel võrgustikel. Kuigi olemuselt on delegeritud panusetõendusel põhinev süsteem eelnevate süsteemidega võrreldes veelgi detsentraliseeritum, võib tekkida situatsioone, kus vähesel aktiivsusega valimisprotsesside tõttu esineb rohkem tsentraliseeritust. Nagu ka PoS süsteemis, saavad DPoS-is osalejad ära kasutada oma suuremast panusest tingitud võimendust ning moodustada kartelle, muutes võrgustiku tsentraliseeritumaks ja haavatumaks rünnakutele. (Bains, 2022) Siiski on DPoS-il võimalus tänu võrguülesele hõlmatusele areneda üheks kiireimaks ning demokraatlikumaks detsentraliseeritud keskkonnaks (Bains, 2022; Luo et al., 2018).

### **1.1.2 Krüptovarade hindamine**

Eelnevalt mainitud tegurid mõjutavad ka krüptovarade hindamist. Mida rohkem inimesi osaleb krüptovara võrgustikus ehk omab kindlat ahelat ploki, seda väärtuslikumaks muutub ahel ning seda rohkem ka varasse investeeritakse läbi riistvara, elektrienergia või raha potentsiaalse nüüdisväärtuse, tekitades n.ö nõiaringi, kus nõudluse tõttu tekkinud väärtuse kasvu tõttu kasvab ka pakkumine. Detsentraliseeritud krüptovara väärtust mõjutab ka tema vabadus olla eraldiseisev kõigist poliitilistest ja fiskaalsetest institutsioonidest, mis läbi erinevate võimaluste saavad

inimeste isiklikku rahapoliitikat ja reserve mõjutada, kutsudes inimesi üles läbi intressimäärade ja rahatrüki oma raha kulutama või hoopis „sahtlis hoidma“. (Salman & Razzaq, 2019)

2008. aasta majanduskriisi ajal kaotasid paljud inimesed usu finantsinstitutsioonidesse tänu nende monopoolsele otsustusõigusele ning pankade rolli kasvu tõttu finantssüsteemis. See ajendas ka Bitcoin loojat (või loojate gruppi) Satoshi Nakamotot, kelle indentiteeti ei ole siiani tuvastatud, looma maailma esimest krüptovara, täpsemalt krüptoraha Bitcoin, mis ei oleks mõjutatav mitte ühegi asutuse ega isiku poolt. Sealjuures oli ka Bitcoin enda loomise protsess detsentraliseeritud – puudus kindel juht, kes projekti veaks. (Likos & Hicks, 2022)

Seega on üks detsentraliseeritud krüptorahade hinnakujundaid eraldatus kindlast juhtimisorganist, võimaldades teatud situatsioonides inimestel riikliku rahapoliitika tõttu tekkinud monetaarseid nähtuseid leevendada (Salman & Razzaq, 2019). Näiteks saame siinkohal tuua Venetsueela, kus ainuüksi 2018. aastal oli inflatsioon niivõrd äärmuslik, et hinnad kahekordistusid keskmiselt iga 19 päeva jooksul aastas, muutes elanikud ostuvõimetuks isegi igapäevaste asjade nagu söögi ja hügieenitarvete suhtes (Bailey et al., 2019). Taolistes situatsioonides võib detsentraliseeritud krüptoraha aidata inimestel oma ostuvõimet säilitada.

Krüptoraha väärtuse üks suur mõjur on ka volatiilsus, mis on tingitud mitmetest erinevatest teguritest. Näiteks tekitab volatiilsust Bitcoin puhul tema piiratus. Kuna Bitcoin on olemas teatud arv, mille piiri ei ole võimalik mõjutada, siis on ka tema väärtus oluliselt haavatavam igasugustele signaalidele turul, kuna vajadusel ei ole võimalik antud krüptoraha pakkumist suurendada või vähendada. (Neureuter & Kuiper, 2022)

Küll aga erineb krüptorahade hinnakujundus suuresti aktsiate hinnakujundusest. Guizani & Nafti (2019) leidsid oma teadusartiklis Bitcoin hinna volatiilsuse mõjureid hinnates, et makroökonomilised ja majanduslikud tegurid ei mõjuta krüptoraha hinna liikumist. Autorid järeldasid hoopiski, et Bitcoin hinna lühiajaline varieerumine on seotud mitmete erinevate teguritega, nagu näiteks nõudluse ja krüptoraha reaalsete omanike arvuga. Lisaks mõjutavad Bitcoin hinda lühiajaliselt ka „kaevandamise“ keerukus, mis ajapikku kasvab tänu krüptoraha arvukuse vähenemisele. Samuti näevad autorid, et ka selle teguri lühiajaline mõju väheneb ajapikku, kuna turg muutub teadlikumaks ning leitakse odavamaid ja efektiivsemaid vahendeid raha „kaevandamiseks“. Pikaajaliste mõjuritena näevad autorid hoopiski investorite teadlikkuse suurenemist, mis muudab nad potentsiaalsete küberrünnakute ning kõrge volatiilsuse tõttu

ettevaatlikumaks, vähendades nii pika perioodi jooksul investorite arvu ning seeläbi ka Bitcoin'i enda väärtuslikust.

Krüptovarade hinnakujundusele heidetakse tihtipeale ette seda, et varal puuduvad tegelikud sisendväärtused, kuna tegemist on vaid koodijupiga, mille väärtus tekib börsil kunstlikult nõudluse ja pakkumise teel ning mille hinda mõjutavad suures osas vaid inimeste emotsioonid ja uudised, mis toob kaasa varaliigi kohta liiga suure volatiilsuse (Glaser et al., 2014). Salman & Razzaq (2019) väidavad jällegi, et krüptovaradel on vägagi mitmeid väärtussisendeid, alustades teatud krüptovarade, näiteks krüptorahade puhul energiatarbest, mis hoiavad püsti terveid plokiahelal põhinevaid informatsioonisüsteeme, lõpetades anonüümsuse ja likviidsusega. Seega võime järeldada, et krüptovarade, eelkõige krüptorahade hinnakujundus erineb klassikalistest investeerimisvahenditest paljude erinevate nüansside, nagu näiteks detsentraliseerituse, kontrollimatuse ja reaalse sisendväärtuse puudumise poolest.

## **1.2. Aktsiaturud ja nende hindade kujunemine**

Aktsiaturg on seadusandlusega reguleeritud kogum kauplemiskohtadest, kus toimub erinevate avalike ettevõtete või aktsia- ning indeksfondide osakute ost, müük ja emiteerimine. Turu eesmärk on pakkuda võimalus erinevatele ettevõtetele suurendada enda finantseerimist osakute müümise või võlakirjade näol ning anda investoritele võimalus teenida lisatulu oma investeringutelt kas dividendide või aktsiahinna tõusu läbi. (TD Bank, 2022)

### **1.2.1 Aktsiate omamise ajendid**

Investeeringu eesmärk on inimese poolt kogutud raha ostujõu säilitamine, kuna raha kaotab tänu inflatsioonile oma väärtust ajas ning raha pangakontol säilitades ei oleks võimalikult teatud ajaperiood hiljem enam tarbida samasid teenuseid ja tooteid, mida varasemalt sama summa eest oleks saanud osta (Liivamägi et al., 2020).

Aktsiate omamine toob kaasa võimaluse kogutud raha ostujõudu säilitada või isegi kasvatada läbi dividendimaksete või aktsiahinna tõusu. Erinevad aktsiad liigituvad erinevatesse liikidesse, mis annavad aktsionäridele erinevaid hüvesid ja õiguseid. Aktsiad jagunevad kahte peamisesse liiki, mis omakorda jagunevad veelgi väiksemateks alaliikideks. Peamised aktsiate tüübid on lihtaktsiad, mis võivad omanikule lisaks hääleõigusele ka õiguse dividendidele anda, ning

eelisaktsiad, mis on hääleõiguseta aktsiad, kuid annavad eelise aktsiaseltsi tegevuse lõpetamisel selle vara jagamisele ja dividendide saamisele. Antud aktsiatüübid jagunevad veel vähemalt nelja erinevasse kategooriasse, kus aktsionäride õigused ja aktsiate iseloomud varieeruvad: esimene kategooria hõlmab kasvuaktsiaid, mille väärtused kasvavad turu keskmisega võrreldes kiiremini, kuid ei maksa tavajuhtudel dividende. Teine kategooria koosneb dividendiaktsiatest, mille puhul aktsiate hinnatõus ei ole niivõrd oluline kui ettevõtte kasumlikkusest tingituna saadud dividendid. Kolmas kategooria sisaldab väärtusaktsiaid, mis hõlmavad taoliste ettevõtete aktsiaid, mis on mingil põhjusel turul alahinnatud vaatamata nende headele fundamentaalsetele näitajatele. Viimasesse kategooriasse jäävad kvaliteetaktsiad, mis koosnevad stabiilse kasvuga suurte ning teadatuntud ettevõtete osakutest, kusjuures saavad kvaliteetaktsiate omanikud ka tavaliselt dividende. Lisaks võivad aktsiad korruga kuuluda ka mitmesse erinevasse kategooriasse, näiteks väärtusaktsiate ja dividendiaktsiate liigitusse. Olenemata erinevatest tüüpidest on kõigi aktsiate eesmärk siiski luua aktsionäridele lisatootlust ning anda ettevõtetele lisakapitali. (Hänni, 2008; United States Securities and Exchange commission, 2022)

### **1.2.2 Aktsiate hindade kujunemine**

Aktsiate hinnakujundus on palju nüansse hõlmav ning keeruline protsess. Sadorsky (2003) on oma teadusartiklis väitnud, et aktsiahinnad peegeldavad investorite usku ettevõtte kasumlikkusele tulevikus, mis omakorda sõltub erinevatest makroökonomilistest näitajatest. Töö autor leidis, et eelkõige tehnoloogiaetevõtete aktsiaid mõjutab väga tugevalt nafta hinna volatiilsus, kuna energiaallikate hinnamuutus tekitab ebakindlust kogu majanduses ning see peegeldub ka aktsiate hindades. Lisaks leidis autor, et ka aktsiate reaalse hinna ja õiglase hinna vahe ning tarbijahinnaindeks mõjutavad aktsiate hindade kujundust.

Üks oluline mõjur aktsiate hinnakujundusel on ka rahapoliitika. Ioannidis ja Kontonikas (2008) viisid läbi uurimuse, kus võrreldi aktsiate tootlikkust ja rahaliste tingimuste seost 13 OECD riigis. Tulemusena nägid autorid, et 80% juhtudel vähenesid karmima riikliku rahapoliitika tõttu ka aktsiate väärtused. Raha nüüdisväärtuse mudeli abil tulemusi lahti seletades on näha, et intressimäärade tõstmine vähendab ettevõtete tulevase rahavoogusid, kuna ettevõtete rahastamine muutub kallimaks, vähendades seetõttu ka aktsiate väärtuseid ning kahandades investorite ootusi tulevikutootluste suhtes.

Balke ja Wohar (2006) leidsid, et aktsiate hinnakujundus sõltub paljugi turu poolt tehtavatest eeldustest. Näiteks kasvab aktsia hind siis, kui turg eeldab, et ettevõtte on suuteline tulevikus



maksma rohkem dividende kui praegu, või siis, kui turg eeldab, et ettevõtte aktsia hind kasvab võrreldes teiste sama sektori ettevõtetega rohkem ehk tekib nii-öelda aktsiatulususe ülejääk.

### **1.2.3 Majandustsüklite olemus**

Üks suurimaid osasid aktsiaturu hinnakujunduse teguritest on majanduses toimuv. Börs, mis koosneb erinevate majandusharude erinevatest ettevõtetest, nende osakutest ja investoritest, on kui majanduse kumerpeegel, mis peegeldab kõiki esinevaid ökonoomilisi murekohtasid või õnnestumiseid võimendatuna. Kui majanduses läheb natukenegi hästi, paistab see aktsiaturul tänu investorite positiivsele meelestatusele aktsiate tõusunumbrite näol välja, tuues endaga kaasa kogu turu tõusu. Probleemide korral reageerib aktsiaturg aga väga kiirelt ning kogu turu liigub langusesse. (Davis, 1999)

Majandusliku olukorra üks arvestatav üldnäitaja on inflatsioon (või deflatsioon) ehk hinnatõus (hinnalangus). Inflatsiooni mõjutavad mitmed erinevad tegurid ning üks nendest on intressimäär. Madalad intressimäärad annavad nii eraisikutele kui ka ettevõtetele võimaluse võtta lisafinantseeringut ja investeerida see millegi ostmisesse või arendamisesse, elavdades niivõrd majandust ja lastes rohkem raha ringlusesse, tekitades nii üldist hindade kallinemist (teisisõnu raha odavnemist). Lisaks mõjutavad inflatsiooni ka probleemid majanduse pakkumispoolel, olgu selle põhjustaks looduskatastroofid, mured tarneahelas või hoopiski kallinevad energiaallikad. (Oner, 2022)

Inflatsioon omakorda mõjutab aktsiaturgusid mitmel erineval moel. Mõõdukas inflatsioon, kus kasv on 2% kuni 3%, ergutab majandust, tekitab rohkem töökohti ja võimaldab ettevõtetel tänu kõrgematele hindadele rohkem kasumit teenida, mistõttu ka aktsiaturgudel on paremad tootlused. Inflatsiooni järsu ja suure tõusu puhul reageerib turg sellele negatiivselt ning veelgi suuremat tootlikkust taga ajades võivad aktsiate hinnad langeda. (Pisani, 2021)

Lisaks inflatsioonile mõjutab aktsiaturgusid ka deflatsioon. Odavnevad hinnad tähendavad väiksemat majanduslikku aktiivsust ja vähenenud tulusid ettevõtetele, mistõttu vähenevad ka aktsiate hinnad. See omakorda mõjutab investoreid osakuid müüma ning otsima kindlama sissetulekuga investeringuid, nagu näiteks võlakirjad, viies aktsiaturu veelgi suuremasse madalseisu. (Ontario Securities Commission, 2021)

#### 1.2.4 Psühholoogilised ja käitumuslikud mõjurid

Eelnevates alapeatükkides mainitud majandustsüklid on professionaalsete investorite ning maaklerite poolt laialdaselt arvesse võetud tegurid ning mõjutavad aktsiaturul toimuvat arvestatavalt, kuid tänapäeval ei mõjuta aktsia hindasid ainult majanduslikud fluktuatsioonid või ettevõtete fundamentaalsed ja tehnilised näitajad, eriti, kui tegemist on *start-up* tüüpi ettevõtete kasvuaktsiatega

20. sajandi üks edukamaid investoreid, André Kostolany, kes teenis enamiku oma kapitalist investeerides Saksamaa taastamise peale Teise Maailmasõja lõppu, on öelnud järgmist: “Faktid moodustavad turureaktsioonidest vaid 10%, ülejäänud on psühholoogia.“ Märkimisväärne on antud kohal ka fakt, et selline argument püstitati ajastul, kui internet ei olnud veel levinud töövahend ega suure mõjuga sotsiaalmeedia kanalid veel ei eksisteerinud. (Nasdaq, 2019)

Teaduslikult on tõestatud, et inimesed on tihti peale mõjutatud teadmistest ja andmetest, mida nad tarvivad, ning see mõjutab osaliselt või täielikult nende käitumist (Nasdaq, 2019). Suurepäraseid näiteid sotsiaalmeedia mõjust saab tuua Elon Muski Twitteri konto postitustest. Näiteks tõusis Ameerika videomängude müüja GameStopi aktsia 50% peale seda, kui Musk postitas oma Twitteri kontole ühe sõna "Gamestonk!!" koos lingiga teise sotsiaalmeedia kanali Reddit aktsiate kauplemisega seotud vestlusringi nimega r/Wallstreetbets. (Nadeem, 2021) Loomulikult on see näide vaid üksikute aktsiate mõjutamisest, kuid taolisi näiteid võib tuua lugematul arvul, mis annab hea ettekujutuse sellest, et sotsiaalmeedia tarbimine ja uudiste jagamine internetis mõjutab ka aktsiaturgudel üldiselt toimuvat (Nasdaq, 2019). Võib öelda, et sotsiaalmeedia tekitab ka karjaefekti, kus grupp investorid jälgivad ja imiteerivad samme, mida nende jaoks usaldusväärne tunduv eeskuju ette näitab (Blasco et al., 2011).

Eelnevat lõiku edasi käsitledes saame tuua mängu tuua psühholoogia rolli inimeste finantskäitumises ja aktsiahindade liigutamises. California ülikooli professor David Hirshleifer (2015) on koostanud põhjaliku ülevaate käitumuslikest finantsotsustest, refereerides sealhulgas ka käitumusliku finantsi ühe olulisema mudeli, väljavaate teooria (*prospect theory*) loojaid Kahnemani ja Tverskyt, kes avastasid, et investorid hindavad potentsiaalset tulu ja kahju erinevalt. Kui investorile pakkuda välja sisuliselt sama tulemusega valikud, siis eelistab investor varianti, kus teenitakse tulu. (Kahneman & Tversky, 1979)

Hirshleifer (2015) kasutas ühe meditsiinitootja aktsia hüppelise hinnakasvu liikumist näitena, et tagasi lükata Eugene F. Fama (1960) efektiivse turu teooria, mis eeldab, et enamik investoreid käituvad uut teavet saades ratsionaalselt ja läbimõeldult. Uue vähiravimi loonud ettevõtte aktsia hind suurenes ravimiga seotud pressiteate tõttu ühe nädalavahetusega 600%, kuigi täpselt sama sisuga pressiteate oli ettevõtte ka 5 kuud varem väljastanud. Autori väitel tõestavad sellised situatsioonid inimeste enesepetlikku käitumist ning valikulist informatsiooni talletamise oskust, mille puhul vaid endale materiaalsel või immateriaalsel moel kasulikku teavet selekteerivalt talletatakse ning millele baseerudes ka ostu- või hoopiski müügiotsuseid turul tehakse. See omakorda annab võimaluse ettevõtetel manipuleerida oma aktsiahindadega turul, kasutades erinevaid viise, nagu näiteks pressiteated või ilustatud majanduslikud tulemused.

### **1.3 Varasemate uurimuste tulemused**

Krüptovarade ja aktsiaturgude vahelist käitumist on ka varasemalt uuritud. Üks suurepärase näide on Akinci ja Li (2018) magistritöö, mis uurib Grangeri kausaalsust Bitcoinini ning USA, Venemaa, Lõuna-Korea, Jaapani ja Rootsi aktsiaturu indekseid vahel aastatel 2013-2017. Töö empiirilised tulemused, kus arvestati andmestikku kogu 5 aasta lõikes, näitasid, et uurimuses saadud tulemuste järgi puudub Jaapani, Rootsi, Venemaa ja Lõuna-Korea aktsiaturgude indekseid ja Bitcoinini hinna vahel Grangeri kausaalsus, kuid esineb USA-s. Viimase aasta andmestikule baseerudes leidsid autorid, et ühesuunaline kausaalsus tekkis ka Jaapanis. Viimase kolme kuu andmestikule baseerudes puudus Grangeri kausaalsus vaid Jaapani ja Venemaa aktsiaindeksite ja Bitcoinini hindade vahel. Antud tulemustele tuginedes väidavad autorid, et pikaajalist kausaalsust esineb vaid USA turul, kus Bitcoinini volatiilsus mõjutab järjepidevalt statistiliselt olulisel määral SP500 indeksit. (Akinci & Li, 2015)

Grangeri kausaalsust Bitcoinini hinna ja aktsiaindeksite vahel USA turul on ka põhjalikumalt uuritud Bouri et al. (2020) poolt. Antud uurimuse andmeperiood oli üsnagi pikaajaline, hõlmates endas igapäevast andmestikku 2011. aasta augustist 2019. aasta aprilli keskpaigani. Autorid jõudsid järeldusele, et Bitcoinini ja aktsiaindeksite vahel on seos olemas ning ühe osapoole käitumine annab võimaluse teise käekäiku ennustada. Eriti selge on kausaalsus situatsioonides, kus üks turgudest on languses ning teises esineb kõrget volatiilsust, või siis, kui üks turgudest on languses ning teine kas languses või tõusus.

Krüptovarade ja aktsiaindeksite seoseid on uuritud ka kointegratsiooni ja diferentsiaalarvutuse abil. Gil-Alana, Akabah ja Rojo (2020) uurisid kuue antud ajaperioodi suurimate turuosadega krüptovarade seoseid kuue aktsiaindeksiga, kasutades eelnevalt mainitud ökonomeetrilisi analüüsimeetodeid. Autorid uurisid perioodil 2015. mai kuni 2018. oktoober Bitcoini, Ethereumi, Litecoini, Ripple'i, Stellari ja Tetheri seoseid võlakirjade, dollari, kulla, GSCI, SP500 ja VIX-iga. Kahemõõtmelise analüüsi tulemusena jõudsid autorid järeldusele, et kointegratsioon krüptovarade ja aktsiaindeksite vahel on minimaalne. Samuti järeldasid uurimuse läbiviijad, et ka krüptovarade enda vaheline seos on väga väike, mis on hea uudis investoritele, kes soovivad oma portfelli diversifitseerida. Antud uurimuse järgi saab krüptovarasid nimetada uueks investeerimisvõimaluseks, kuna käitumuslikult ei sõltu nad üksteisest ega traditsioonilistest portfelliaktsiatest.

Krüptovarade ja aktsiaturgude käitumuslikku seost on uuritud täpsemalt ka COVID-19 levikuperioodil. Caferra ja Vidal-Tomás (2021) viisid läbi uurimuse, kus võeti aluseks andmestik 2019. aasta septembrist kuni 2020. aasta juunikuuni. Autorid võrdlesid Markovi autoregressiivsuse abil kahe suurima krüptovara, Bitcoini ja Ethereumi käitumist ja koherentsust kriisisituatsioonis võrreldes SP500 ja Euro Stoxx 50-ga, mis vastavalt esindasid USA ja Euroopa aktsiaturgude indekseid. Oma töös järeldasid koherentsusele baseerudes koostajad, et krüptovarad ja aktsiaturud liiguvad koos madalatel sagedustel ehk muutused ühel turul jõuavad järeltõukega hiljem teise turgu. Erandlikult nähti COVID-19 leviku tõttu tekkinud paanika ajal ka suure sagedusega koos liikumist ehk päevaseid fluktuatsioone. Markovi autoregressiivsus tõestas aga, et krüptovarad suutsid kriisist tulla kiiremini välja ning tõusuturgu segas vaid kümnepäevane periood märtsikuus. Võrdluseks olid aktsiaturud langusturul juba 20. veebruarist alates. Antud teadasaamiste põhjal järeldasid autorid, et krüptovarad võivad olla aktsiaturgudega teatud perioodidel korrelatsioonis, kuid enamiku ajast ei mõjuta üks turg teist ning krüptovarad annavad võimaluse investeerimisportfelle diversifitseerida.

Grangeri kausaalsuse ja ülekande entroopia abil, mille kaudu on võimalik hinnata informaatilist mõju turu liikumisele, on Jang et al. (2019) järeldanud, et Bitcoini ja muude varade, nagu näiteks kulla, aktsiate ja USA dollari vahel esineb kausaalne seos. Autorid leidsid, et Bitcoin on aktiivselt teiste suurte varade mõju all ning selle üsnagi värske ja ebaküpse turu pikaajaline tasakaalupunkt sünkroniseerub järk-järgult teiste investeerimisvõimaluste ekviliibriumiga. Töö koostajad usuvad, et antud informatsioon on piisav Bitcoini kui reaalse valuuta ja mittespekulatiivse investeerimisvahendi tõestamiseks.

Ünvan (2019) on kasutanud Bitcoinit ja USA, Jaapani, Hiina ning Türgi aktsiaturuindeksite kausaalsuse analüüsimiseks VAR meetodit, mis baseerub samuti Grangeri kausaalsusel. Autor kasutas kointegratsiooni ja kausaalsuse analüüsimiseks andmestikku 2016. aasta jaanuarist 2018. aasta detsembrini, kasutades nädalaseid andmeid. Uurimuses selgitatakse Bitcoinit mõju USA, Jaapani, Hiina ja Türgi aktsiaindeksitele. Antud töös ei leidnud autor eriti märkimisväärsed seoseid aktsiaturgude ja Bitcoinit vahel, mis läheb üsnagi vastuollu teiste sarnase uurimuse läbiviinud autorite järeldustega. Kahesuunaline kausaalsus esines vaid Bitcoinit ja Türgi aktsiaindeksi vahel, kuigi Türgis ei ole Bitcoin levinud investeerimisvahend ning on üldsuse poolt välditud temaatika. Märkimisväärne on aga faktor, et 66% Türgi BIST100 indeksis esinevatele ettevõtetele tehtud investeeringutest on tehtud välisinvestorite poolt, kes arvestavad ka Bitcoinit liikumist investeeringute tegemisel, mõjutades seeläbi ka ülejäänud turul toimuvat.

## **2. ANDMED JA METOODIKA**

Antud peatükis selgitatakse, millistel alustel valiti välja uurimuse läbiviimiseks vajalik andmestik ning kirjeldatakse ökonomeetrilist uurimismeetodit (Granger'i kausaalsus). Lisaks põhjendatakse meetodivaliku sobivust empiirilise uuringu tegemiseks.

### **2.1 Andmed**

#### **2.1.1 MSCI World Index**

Aktsiaturgusid on autor valinud esindama 1986. aasta 31. märtsil asutatud MSCI World Indexi just seetõttu, et tegemist on rahvusvahelisel tasandil ettevõtteid esindava aktsiaindeksiga, mis hõlmab endas enam kui 1600 suure-, keskmise või väikese turukapitalisatsiooniga börsiettevõtet 23st erinevast arenenud riigist (MSCI, 2022). Taoliseid maailmaturge katvaid indekseid on olemas veelgi – näiteks FTSE Developed World UCITS ETF, mis esindab 25st arenenud riigist üle 2200 erinevat börsiettevõtet (Vanguard, 2022). Suurem erinevus seisneb aga selles, et MSCI World Indexi puhul on esindatud turukapitalisatsiooni põhjal 85% ettevõtetest ning välja jäetud 15% väikese turukapitalisatsiooniga ettevõtet koguturust, FTSE Developed Worldi puhul on esindatud aga koguni 90% koguturust ning vaid 10% väikseimatest ettevõtetest välja jäetud indeksist. Sisuliselt aga ei oma see mingit mõju, kuna mõlemad fondid liiguvad ajalooliselt väga sarnases rütmis. (Riedl, 2019) Seega ei ole antud lõputöö raames sisulist vahet, kumma indeksiga uurimust läbi viia ning MSCI World Index sai eelistatuks juhusliku valiku teel.

MSCI World Indexi puhul on suurimate sektoritena esindatud 01.04.2022 seisuga IT- (22,46%) ja finantssektor (13,67%) ning tervishoiuteenused (12,85%). Suurimad esindatavad ettevõtted on Apple (4,87%), Microsoft Corporation (3,73%) ning Amazon.com (2,53%). Kogu indeksi poolt esindatav turukapitalisatsioon on ligi 59 triljonit USA dollarit, mistõttu on tegemist vägagi arvestatava indeksiga esindamiseks kogu maailma aktsiaturul toimuvaid liikumisi. (MSCI, 2022)

Just taolise rahvusvahelise ning suuremahulise esindatavuse tõttu on töö autor antud indeksi valinud üldist aktsiaturul toimuvat liikumist esindama. Lisaks on suurimad indeksis esindatavad sektorid otseselt seotud krüptovarade arengu ja populaarsuse edendamiseiga.

### **2.1.2 Bitcoin**

Krüptorahasid on autor valinud esindama avalikul konsensusmehhanismil põhineva maksesüsteemi ja digitaalraha Bitcoin. Bitcoin on 2009. aastal Satoshi Nakamoto poolt loodud esimene reaalne rakendus krüptovaluuta kontseptsioonile, mida esmakordselt kirjeldas 1998. aastal üks krüptograafide liikumise nimegi *Cyberphunks* olulisemaid liikmeid Wei Dai b-rahana. Dai kirjeldas b-raha kui vahendit, mis võimaldab teha elektroonilise rahaga tehinguid kahe osapoole vahel ilma kolmandate osapoolteta nagu mõni finantsinstitutsioon (näiteks pank). (Bitcoin, 2022; Falkon, 2018).

Bitcoin valimist krüptovarade, eriti krüptorahade käekäigu hindamiseks õigustavad mitmed erinevad asjaolud. Näiteks Wang ja Ngene (2020) leidsid oma teadustöös, kus võrreldi Bitcoin kuue teise krüptorahaga, mille päevane kauplemissaht ületas vähemalt 2 miljonit dollarit, et Bitcoinil on domineeriv jõud krüptorahade hinnaliikumise mõjurina nii tõusu- kui ka langusturul. Samuti jõudsid autorid järeldusele, et Bitcoin liikumine kutsus esile destabiliseerivaid efekte kõigis võrreldud kuues krüptorahas, sealhulgas ka Ethereumis, kuid vastupidiselt ei kutsunud nende kuue krüptoraha liikumine esile muutusi Bitcoin hinnas. Seetõttu järeldasid autorid, et Bitcoin hinnamuutused annavad võimaluse ennustada teiste krüptorahade liikumist. (Wang & Ngene, 2020)

Teine põhjus Bitcoin valimisel krüptorahade esindajaks seisneb tema turuosa suurus. Näiteks moodustas Bitcoin turuosa 03.04.2022 seisuga kogu krüptorahade turust koguni 41%, kusjuures oli turul samal hetkel esindatud peaaegu 19 000 erinevat krüptoraha, andes aimu Bitcoin jätkuvalt ülekaalukast võimust krüptorahade turul nii CoinMarketCapi kui ka TradingView'i veebilehekülgede andmetel. Bitcoin mõju väljendub seeläbi ka alternatiivsete, väiksemate krüptorahade hindades – kui turg leiab, et Bitcoin hind on juba liiga kõrge, investeeritakse suurema kasumi lootuses väiksematesse krüptovaradesse ja vice versa. (Likos, 2021)

### **2.1.3 Valim ning ajaperioodid**

Käesoleva bakalaureusetöö valim koosneb Bitcoin ning MSCI World Indexi päevastest sulgemishindadest, mis omakorda moodustavad aegread. Analüüsitava andmestik käsitleb perioodi 01.01.2016 kuni 31.12.2021. Algses valimis on kokku 2192 Bitcoin ning 1560 MSCI World Indexi päevast sulgemishinda. Antud andmestik on vastavalt võetud Yahoo Finance'i ning MSCI ametlikult veebisaidilt. Vaatluse all oleval perioodil on krüptoraha ja indeksi andmestik

kajastatud erinevalt ning Bitcoin'i puhul on erinevalt MSCI World Indexist olemas ka sulgemishinnad nädalavahetustel ja muudel pühadel, kui börsid suletud on. Seetõttu on autor andmestiku normaliseerinud nende kuupäevade järgi, mille kohta on olemas MSCI World Indexi sulgemishinnad ning leidnud vastavatele kuupäevadele Bitcoin'i korrektsed sulgemishinnad. Lõplikus normaliseeritud valimis on 1566 MSCI World Index'i ja 1566 Bitcoin'i sulgemishinda. Uuritav ajajärk on omakorda jagatud viieks järgnevaks perioodiks:

- 1) 01.01.2016 kuni 31.12.2021: 3132 vaatlust (edaspidi I periood);
- 2) 01.01.2016 kuni 05.01.2020: 2092 vaatlust (edaspidi II periood);
- 3) 05.01.2020 kuni 31.12.2021: 1040 vaatlust (edaspidi III periood);
- 4) 01.01.2016 kuni 30.01.2020: 2130 vaatlust (edaspidi IV periood);
- 5) 30.01.2020 kuni 31.12.2021: 1004 vaatlust (edaspidi V periood);

I perioodi jaotuse aluseks on võetud soov uurida kausaalsust krüptorahade ja aktsiaturu vahel alates aastast, kui maailmas toimusid suured muudatused Brexiti ja Donald Trumpi valimise näol (White, 2016). Lisaks on ka enne 2016. aastat Bitcoin'i hinnaliikumise kohta nii Yahoo Finance'i kui ka CoinMarketCapi lehekülgedel vaid ligikaudu pooleteise aasta jagu Bitcoin'i päevaseid sulgemishindasid, kuid needki on graafikul selgelt eristatavalt üsnagi statsionaarsed ning ei annaks uurimuseks lisaväärtust. II perioodi aluseks on võetud COVID-19 eelne periood, mille lõppkuupäev on määratletud arvestades World Health Organizationi (WHO) esimese ametliku pressiteate väljaandmise kuupäeva seoses tol ajal veel üldsusele tundmatu uue viirusega. III perioodi aluseks on võetud COVID-19 tekkimise järgne periood, mille alguskuupäeval on samuti lähtunud WHO ametlikust viiruse ajajoonest. IV ja V periood on võetud puhtalt töö tulemuste testimise eesmärgil, et lisada robustust ja kindlust. Antud perioodidel on lähtunud kuupäevast, kui WHO kuulutas viiruse ametlikult rahvusvahelise tähtsusega tervisealaseks hädaolukorraks. (WHO, 2020) Viiruse pandeemiaks kuulutamise päeva 11. märts 2020 ei ole aga vaatlusperioodina kasutatud, kuna selleks ajaks olid aktsiaturud juba viirusest tugevalt mõjutatud, kui vaadelda näiteks SP500 või MSCI World Indexi enda graafikut sellel ajal.

## 2.2 Metoodika

Selleks, et vältida näivat regressiooni ehk petteregressiooni, tuleb kindlaks teha, et muutujad on analüüsi ajal statsionaarsed. Selle kontrollimiseks kasutame nelja erinevat ökonomeetrilist mudelit, millest esimene on Dickey-Fuller test ehk ADF test. ADF testi abil saame läbi viia



ühikjuure testi ning kontrollida selle statistilisi tulemusi mõjutava funktsiooni olemasolu (või puudumist) autoregressiivses mudelis. Teisena kontrollime Akaike kriteeriume abil viitaegade arvu. Kolmandaks kasutame Breusch-Godfrey testi autokorrelatsiooni kontrollimiseks. Viimase, neljanda astmena kasutame Grangeri kausaalsust, et hinnata põhjuslikkust Bitcoin ja MSCI World Indexi vahel ning mõista, kas kumbki aegridadest võimaldab prognoosida teise aegrea tulemusi tulevikus. Samuti kasutame ka Durbin-Watsoni autokorrelatsiooni testi mudelisisesealt, et eelnevalt esinenud autokorrelatsioonide eemaldamise korrektsust mudeli tegemisel hinnata. (Akinci & Li, 2015; Sauga, 2021)

### **2.2.1 Dickey-Fuller test**

Dickey-Fuller ehk ADF testi abil on võimalik kontrollida aegridade statsionaarsust. Mittestatsionaarsus mõjutab ökonomeetriliste mudelite tulemusi ning võib tekitada petteregressiooni. Kui aegridades paistab esinevat mittestatsionaarsust või ühikjuurt (ehk juhusliku ekslemise), tuleb seda testida ADF testiga. (Akinci & Li, 2015; Sauga, 2021)

ADF testiga statsionaarsuse testimiseks tuleb püstitada nullhüpotees, mis eeldab, et aegread on mittestatsionaarsed ja esineb ühikjuuri ning sisukas hüpotees, mis eeldab, et ühikjuuri ei esine ning aegread on statsionaarsed. Kui tuleb vastu võtta nullhüpotees, siis tuleb aegrida statsionaarsuse saavutamiseks diferentsida. (Akinci & Li, 2015; Sauga, 2021)

### **2.2.2 Akaike kriteerium**

Akaike kriteeriumi abil saab läbi statistikaprogrammi enda hindamisvõimekuse valida kõige optimaalsema arvu viitaegasid, mida mudelite läbiviimisel kasutada (Sauga, 2021).

### **2.2.3 Breusch-Godfrey test**

Breusch-Godfrey testi abil on võimalik kontrollida autokorrelatsiooni ehk korrelatsiooni ühe ja sama tunnuse erinevate järjestatud väärtuste (varasemate väärtuste) vahel. Autokorrelatsiooni esinemine mõjutab mudeli tulemusi ning seetõttu võivad tulla ka ebakorrektsed järeldused mudeli hindamisel. (Sauga, 2021)

Breusch-Godfrey testiga autokorrelatsiooni olemasolu testimiseks tuleb püstitada nullhüpotees, mis eeldab, et autokorrelatsiooni ei esine ning sisukas hüpotees, mille puhul autokorrelatsiooni esinemine on ilmselge. Kui tuleb vastu võtta sisukas hüpotees, siis tuleb ökonomeetrilist analüüsi

läbi viies kasutada kohandatud standardvigu, et autokorrelatsioon aegridade vahel eemaldada. (Sauga, 2021)

### **2.2.3 Durbin-Watsoni test**

Durbin-Watsoni testi abil on samuti võimalik kontrollida autokorrelatsiooni, siinjuhul peale mudeli loomist. Kui antud testi tulemus on ligikaudu 2, siis autokorrelatsioon puudub. Negatiivse või positiivse autokorrelatsiooni testimiseks tuleb ökonomeetrilise mudeli programmis võrrelda saadud tulemusi (kui tulemus erineb kahest suurema või väiksema numbriga olulisel määral) programmi poolt antud kriitiliste väärtusega. Nende väärtuste abil saab otsustada, kas autokorrelatsiooni esinemist saab üldse hinnata või esineb positiivne/negatiivne autokorrelatsioon. (Sauga, 2021)

### **2.2.4 Grangeri kausaalsus**

Grangeri kausaalsus on Walesist pärit Nobeli majanduspreemia laureaadi ning ökonoomika professori Sir Clive W. J. Grangeri poolt 1960. aastatel välja töötatud statistiline kontseptsioon põhjuslikkusest, mis põhineb prognoosimisel (Seth, 2007). Granger (2007) ise seletas oma kausaalsuse mudelit järgmiselt: „kujutagem, et meil on kolm ajajärku,  $X_t$ ,  $Y_t$ , ja  $W_t$ , ning me üritame kõigepealt prognoosida  $X_{t+1}$  kasutades  $X_t$  ja  $W_t$  minevikuväärtuseid. Siis üritame prognoosida  $X_{t+1}$  kasutades  $X_t$ ,  $Y_t$ , ja  $W_t$  minevikuväärtuseid. Kui teine prognoos on standardkulude funktsiooni järgi edukam, siis saame eeldada et  $Y$  minevikuväärtused sisaldavad informatsiooni, mis aitab prognoosida  $X_{t+1}$  väärtust, mis ei ole minevikus  $X_t$  või  $W_t$ . Eelkõige võib  $W_t$  olla võimalike seletavate muutujate vektor. Järelikult  $Y_t$  põhjustaks Grangeri kausaalsust  $X_{t+1}$ , kui (a)  $Y_t$  esineks enne  $X_{t+1}$  ning (b) sisaldaks väärtuslikku informatsiooni, mis on kasulik  $X_{t+1}$  prognoosimisel ning pole teistes sobilikes muutujate gruppides leitav. Loomulikult, mida suurem on  $W_t$  ning mida ettevaatlikumalt selle liikmed on valitud, seda rangematele kriteeriumitele vastab  $Y_t$ . Lõpuks võib selguda, et  $Y_t$  võib sisaldada informatsiooni,  $X_{t+1}$  kohta, mida teistes muutujates ei leidu ning seetõttu on „kausaalsuse“ märgis kõige kohasem.“

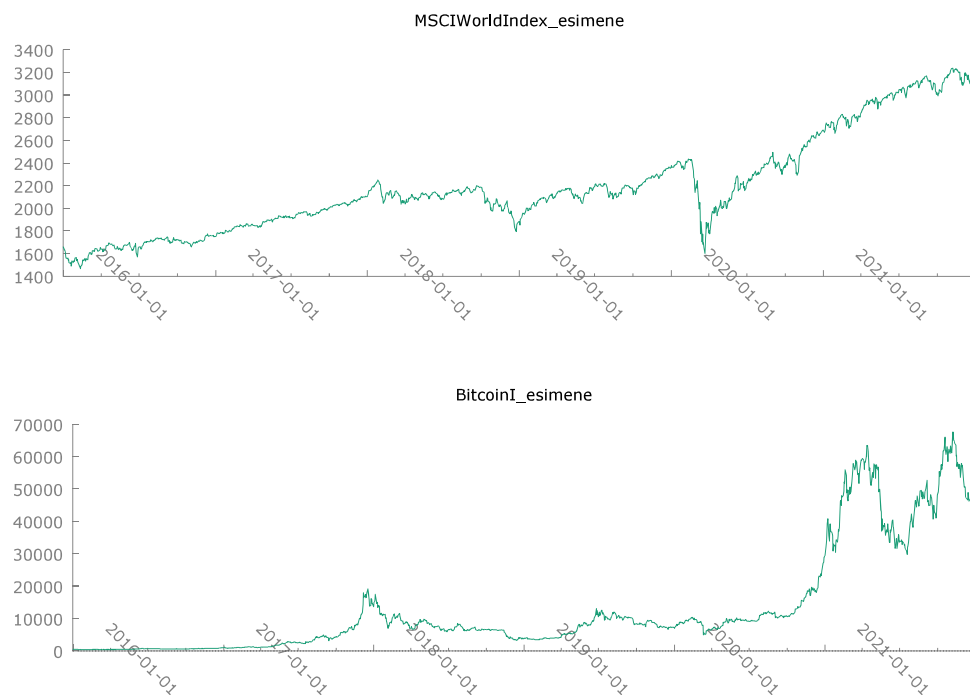
Lihtsustatuna saame öelda, et Grangeri kausaalsus (või selle puudumine) aitab määrata, kas aegrida on oluline prognoosimaks teise aegrea tulemusi või mitte (Granger, 1969).

### 3. MUDELITE ANALÜÜSIMINE JA JÄRELDUSED

Antud peatükis annab autor ülevaate uurimisperiodide analüüsimisest vabavaralises statistikatarkvaras Gretl, kasutades eelnevas peatükis väljatoodud meetodeid, mis annavad võimaluse täita vajalikud kriteeriumid Grangeri kausaalsuse hindamiseks. Seejärel esitatakse analüüsi tulemused ning ettepanekud edasisteks uurimusteks.

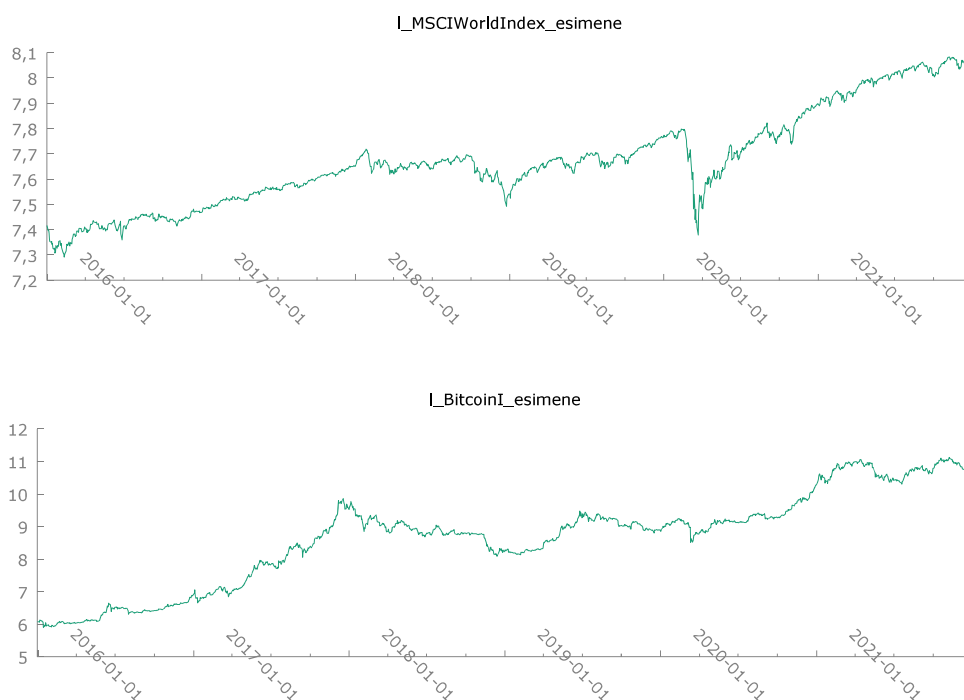
#### 3.1 I periood 01.01.2016-31.12.2021

Uuritava perioodi aegridade ühtlasemaks skaleerimiseks viime kõigepealt algandmed logaritmitud kujule. Logaritmine on tingitud asjaolust, et MSCI World Indexi ja Bitcoin'i päevased sulgemishinnad võivad erineda lausa mitmekümnekordselt (vaadeldav jooniselt 1) ning lihtsalt algandmetelt analüüsi läbi viies võime saada statistiliselt väärad vastused. See aste andmete analüüsimisel viiakse läbi ka järgmiseid perioode mudeldades, et skaalat ühtlustada ja anda võimalikult tõsiseltvõetav tulemus.



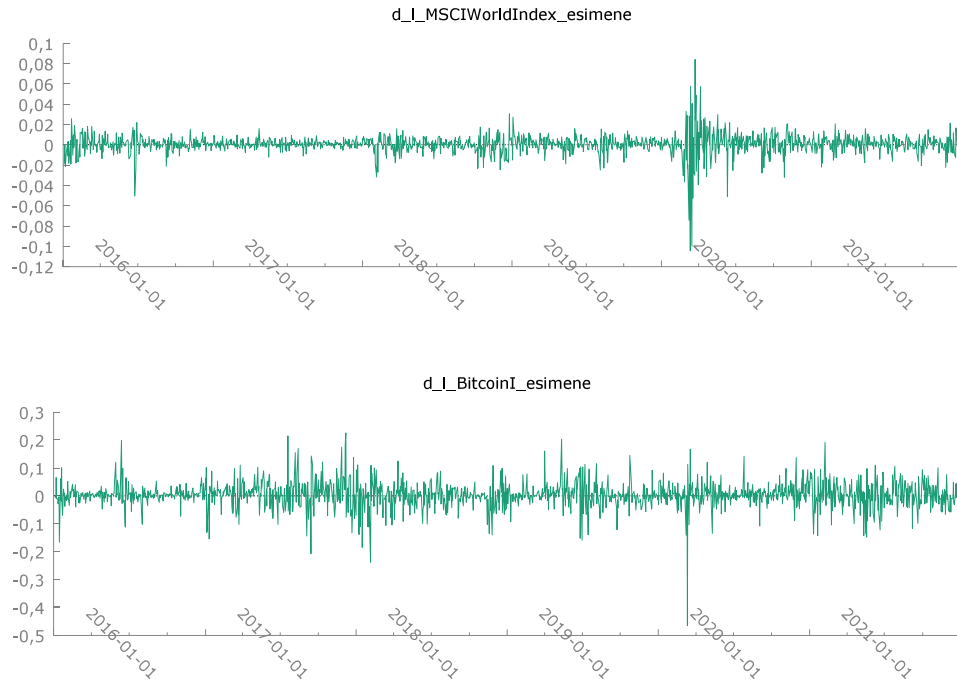
Joonis 1. MSCI World Indexi ja Bitcoin'i hinnatasemed perioodil 01.01.2016 kuni 31.12.2021  
Allikas: autori arvutused Gretlis

Olles algsed väärtused logaritminud, viime mittestatsionaarsuse testimiseks läbi Dickey-Fuller testi. Juba joonisel 2 esitatud graafikult on näha, et tegemist on mittestatsionaarsete aegridadega, kuid tulemuse kinnitamiseks viime ka ADF testi läbi. Teame, et antud testi puhul tähendab nullhüpotees ühikjuure ehk juhuslikkuse esinemist aegreas ning sisuline hüpotees ühikjuure puudumist aegreas. Lisades 1 ja 2 näeme, et nii MSCI World Indexi kui ka Bitcoin'i aegread on mittestatsionaarsed, kuna testide olulisuse tõenäosused on selgelt suuremad kui 0,05 ehk 5% (vastavalt 0,9956 ja 0,9904) ning seetõttu ei ole meil võimalik nullhüpoteesi tagasi lükata. Statsionaarsuse saavutamiseks võtame logaritmitud andmetest esimest järku diferentsid ning viime ADF testi uuesti läbi. ADF testi läbiviimisel diferentsidega näeme lisade 3 ja 4 abil, et ühikjuurt ei esine ning aegread ei ole enam mittestatsionaarsed, kuna mudeli tõenäosus on selgelt väiksem kui 5% (vastavalt  $1,962e-41$  ja  $1,479e-16$ ), võimaldades meil vastu võtta sisulise hüpoteesi ning liikuda analüüsiga edasi.



Joonis 2. MSCI World Indexi ja Bitcoin'i logaritmitud hinnatasemed perioodil 01.01.2016 kuni 31.12.2021

Allikas: autori arvutused Gretlis



Joonis 3. MSCI World Indexi ja Bitcoin'i logaritmitud ja diferentseeritud andmed perioodil 01.01.2016 kuni 31.12.2021  
Allikas: autori arvutused Gretlis

Olles leidnud diferentsid kasutatavale logaritmitud andmestikule, kontrollime läbi Akaike kriteeriumi, mitut viitaega peame andmete edasisel analüüsimisel mudelites kasutama. Selleks viime läbi Gretlis *VAR lag selection* testi diferentsitud andmetel ning näeme lisas 5, et peame kasutama edaspidi vaid ühte viitaega, kuna vaid üks viitaeg on tähistatud tärniga.

Järgmisena kasutame Breusch-Godfrey testi autokorrelatsiooni kontrollimiseks antud andmestikus. Nullhüpoteesiks on, et antud aegridade logaritmitud ja seejärel diferentsitud väärtustel puudub autokorrelatsioon ning testi läbiviimisel on selle olulisuse tõenäosus kõrgem kui 5% ja sisuliseks hüpoteesiks on, et esineb autokorrelatsiooni ning testi läbiviimisel on selle olulisuse tõenäosus madalam kui 5%. Autokorrelatsiooni testimiseks loome Gretlis OLS mudeli, kus sõltuvaks muutujaks on MSCI World Indexi andmete diferentsid ning seletavaks tunnuseks on Bitcoin'i diferentsid. Seejärel viime läbi Breusch-Godfrey testi ning näeme lisas 6, et testi olulisuse tõenäosus on madalam kui 5% (0,018), mistõttu ei saa me nullhüpooteesi tagasi lükata ning peame kasutama alternatiivset meetodit – rakendame Grangeri kausaalsust luues kohandatud standardvead, et autokorrelatsiooni eemaldada ning kontrollime selle puudumist või olemasolu Durbin-Watsoni testi abil.

Autokorrelatsiooni eemaldamise vajalikkuse tõttu on meil antud andmestiku baasil võimalik läbi viia Grangeri kausaalsuse test kohandatud standardvigadega. Nullhüpoteesiks on, et muutujate vahel puudub kausaalsus ning sisuline hüpotees tähendab kausaalsuse esinemist. Viime Gretlis läbi *vector autoregression* testi viitajaga üks. Grangeri kausaalsuse mudelit läbi viies näeme lisast 7, et Durbin-Watsoni statistik on ligikaudu 2 ehk autokorrelatsioon on mudelist eemaldatud. Lisaks näeme selgelt, Bitcoin ei põhjusta Grangeri kausaalsust MSCI World Indexi suunas, kuna testi olulisuse tõenäosus 0,529669 ehk oluliselt suurem kui 5% ning MSCI World Index ei põhjusta Bitcoinini suunas Grangeri kausaalsust, kuna testi olulisuse tõenäosus on 0,655264. Võtame mõlemal suunal vastu nullhüpoteesi – Grangeri kausaalsust ei esine.

### **3.2 II periood 01.01.2016-05.01.2020**

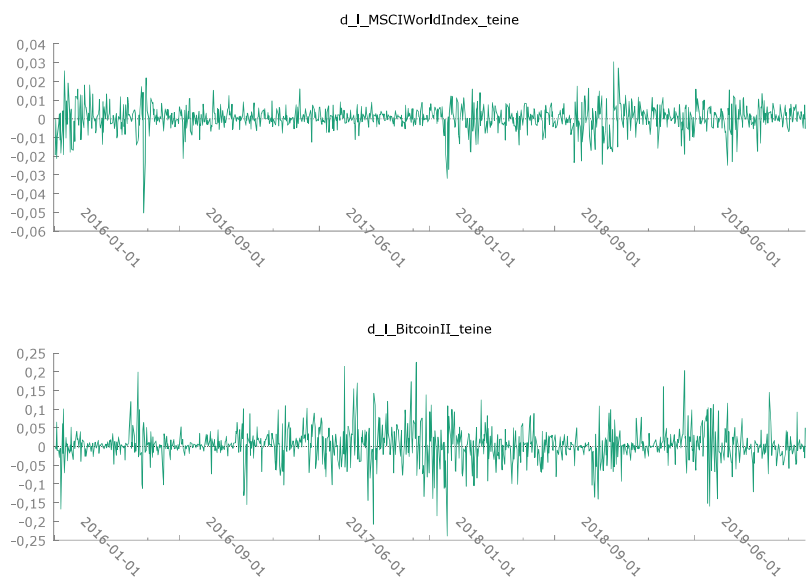
Kausaalsuse mitte esinemine terve uuritava ajaperioodi jooksul ei tähenda, et mingil vahepealsel ajahetkel see ei võiks olemas olla. Seetõttu jätkame sama analüüsimismeetodi kasutamist ka järgmisel väljavalitud ajaperioodil, mis on nii-öelda koroonaeelne aeg. Logaritmime ka selle perioodi algandmestiku, et andmete skaalat ühtlustada ning seejärel viime mittestatsionaarsuse olemasolu testimiseks läbi Dickey-Fuller testi saadud andmetele. Sarnaselt eelnevale uurimisperioodile kinnitavad nii graafik kui ADF testid lisades 8 ja 9 mõlema aegrea puhul mittestatsionaarsuse esinemist.

Võtame taaskord logaritmitud andmetest esialgsed diferentsid, et tekitada statsionaarsus ning kontrollime saadud andmeid taaskord ADF testiga. Saame lisadele 10 ja 11 toetudes kinnituse, et logaritmidest diferentsitud väärtustel ühikjuurt ei esine ning aegread on statsionaarsed. Statsionaarsed aegread annavad meile võimaluse liikuda andmeanalüüsi järgmise etapi ehk autokorrelatsiooni kontrollimise ja viitaegade valimise juurde.



Joonis 4. MSCI World Indexi ja Bitcoin'i logaritmitud hinnatasemed perioodil 01.01.2016 kuni 01.05.2020

Allikas: autori arvutused Gretlis



Joonis 5. MSCI World Indexi ja Bitcoin'i logaritmitud ja diferentseeritud andmed perioodil 01.01.2016 kuni 01.05.2020

Allikas: autori arvutused Gretlis

Kontrollime ka seekord saadud andmestiku puhul läbi *VAR lag selection*'i ning Akaike kriteeriumi, mitut viitaega peame aegridade edasisel analüüsil kasutama. Saame ka seekord lisale 12 viidates tulemuseks, et analüüside läbiviimiseks on vaja kasutada vaid ühte viitaega.

Viime läbi autokorrelatsiooni testimise Breusch-Godfrey testi abil. Leiame lisa 13 abil, et testi läbiviimisel on selle olulisuse tõenäosus madalam kui 5% ( $2,019e-05$ ) ning autokorrelatsioon esineb. See ei tähenda aga, et peaksime hetkel edasise mudeli analüüsimise pooleli jätma, vaid üritame autokorrelatsiooni hoopiski eemaldada. Selleks liigume edasi Grangeri kausaalsuse testimisega, kasutades kohandatud standardvigu, lootuses sellega autokorrelatsioon mudelist kaotada. Kontrollime Durbin-Watsoni testi abil autokorrelatsiooni esinemist ning näeme lisa 14, et Durbin-Watsoni kordaja on nii Bitcoinil kui ka MSCI World Indexil puhul ligikaudu 2 – tähendab, et autokorrelatsiooni ei esine enam antud mudelis ning saame analüüsi tõsiselt võtta.

II perioodi Grangeri kausaalsuse analüüsimisel tuleb lisast 14 välja ühesunnaline kausaalsus, kus Bitcoinil hinnaliikumine mõjutab antud ajaperioodil MSCI World Indexi sulgemishindasid, kuid MSCI World Index Bitcoinil liikumist ei mõjuta.

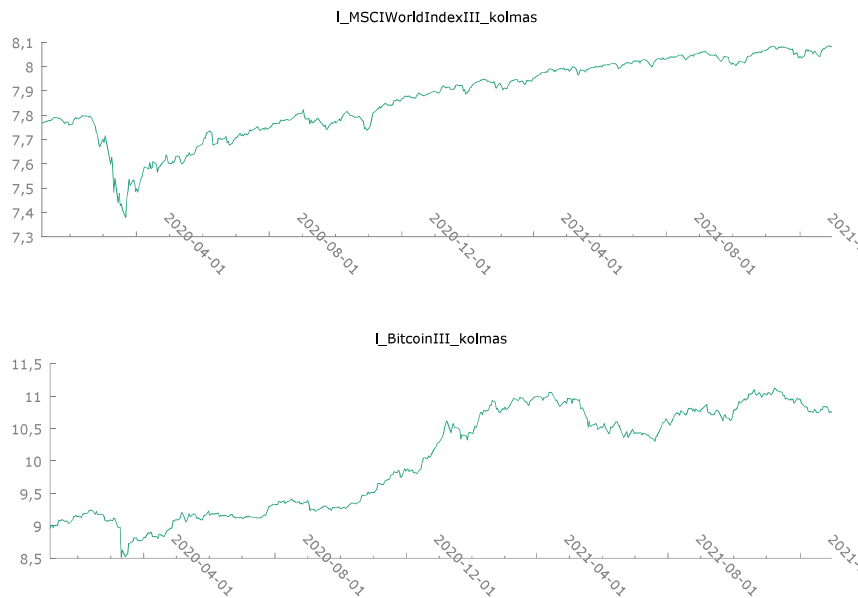
### **3.3 III periood 05.01.2020-31.12.2021**

Kolmandal perioodil lähtume samuti eelnevatest analüüsimeetoditest ning alustame esialgsete andmete logaritmitamisest, et omavahel kohati mitmekümnekordselt erinevaid skaalasid veidi ühtlustada. Seejärel alustame statsionaarsuse testimist Dickey-Fuller testi abil. Esialgsete andmete puhul esineb lisa 15 ja 16 nii MSCI World Indexil kui ka Bitcoinil mittestatsionaarsust. Proovime mittestatsionaarsuse eemaldada logaritmitud andmetest esimest järku diferentse võttes ning viime uuesti ADF testi läbi. Logaritmitud väärtustest võetud diferentside puhul testi läbi viies näeme lisades 17 ja 18, et mittestatsionaarsust enam ei esine ning saame analüüsiga edasi minna. Ka seekord on lisa 19 andmetele baseerudes vaja kasutada vaid ühte viitaega.

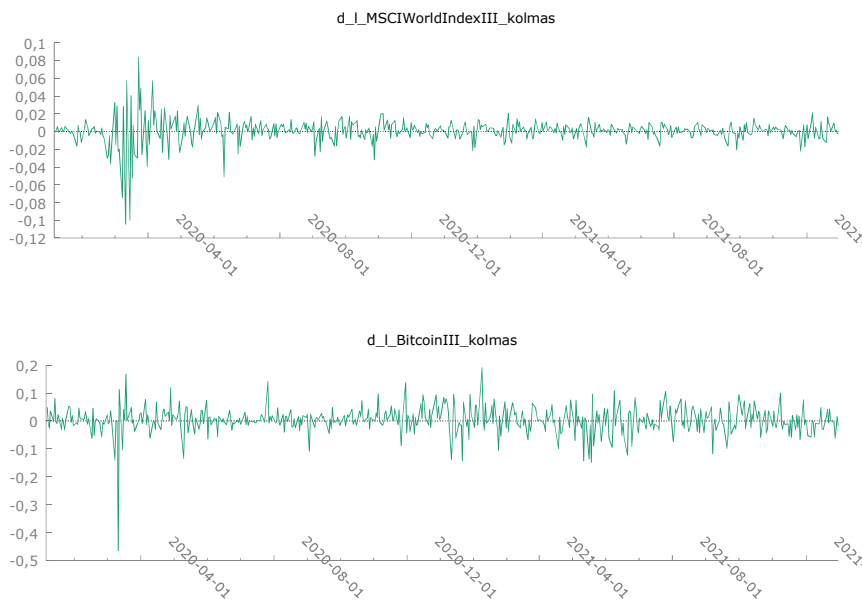
Testime autokorrelatsiooni ka sellel perioodil Breusch-Godfrey testi abil. Testi läbi viies näeme lisa 20 jällegi, et mudelis esineb autokorrelatsioon. Üritame taaskord autokorrelatsiooni eemaldada liikudes edasi Grangeri kausaalsuse testimisega ning kasutades kohandatud standardvigu. Näeme lisa 21, et ka selle mudeli puhul on Durbin-Watsoni testi kordaja mõlemal juhul ligikaudu 2 ning autokorrelatsiooni kohandatud standardvigadega mudelis ei esine.



III perioodi Grangeri kausaalsuse analüüsimisel aga näeme, et kausaalsust ei esine kummaski suunas.



Joonis 6. MSCI World Indexi ja Bitcoin'i logaritmitud hinnatasemed perioodil 05.01.2020 kuni 31.12.2021  
Allikas: autori arvutused Gretlis



Joonis 7. MSCI World Indexi ja Bitcoin'i logaritmitud ja diferentseeritud andmed 05.01.2020 kuni 31.12.2021  
Allikas: autori arvutused Gretlis

### **3.4 IV periood 01.01.2016 kuni 30.01.2020**

Lisaperioodidel logaritmime samuti algandmestiku, et andmete skaalat ühtlustada ning seejärel viime mittestatsionaarsuse olemasolu testimiseks läbi Dickey-Fuller testi saadud andmetele. Nagu kõikidel eelnevatelgi uurimisperioodidel kinnitavad ADF testid lisades 22 ja 23 mõlema aegrea puhul mittestatsionaarsuse esinemist.

Võtame taaskord logaritmitud andmetest esialgsed diferentsid, et tekitada statsionaarsus ning kontrollime saadud andmeid taaskord ADF testiga. Saame lisadele 24 ja 25 toetudes kinnituse, et logaritmidest diferentsitud väärtustel ühikjuurt ei esine ning aegread on statsionaarsed. Statsionaarsed aegread annavad meile võimaluse liikuda andmeanalüüsi järgmise etapi ehk autokorrelatsiooni kontrollimise ja viitaegade valimise juurde, kus lisas 26 väljatoodud Akaike kriteeriumi järgi peame taaskord vaid üht viitaega kasutama ning lisa 27 tulemuste järgi ka autokorrelatsioon esineb.

Grangeri kausaalsust kohandatud standardvigadega testides näeme lisas 28, et esineb ühesuunaline kausaalsus, kus taaskord mõjutavad Bitcoinil sulgemishinnad MSCI World Indexi sulgemishindasid, kuid vastupidist nähtust ei esine.

### **3.5 V periood 30.01.2020 kuni 31.12.2021**

Viiendal perioodil alustame taaskord statsionaarsuse testimist Dickey-Fuller testi abil. Logaritmitud andmete puhul esineb lisas 29 ja 30 nii MSCI World Indexil kui ka Bitcoinil mittestatsionaarsust. Proovime mittestatsionaarsuse eemaldada logaritmitud andmetest esimest järku diferentse võttes ning viime uuesti ADF testi läbi. Logaritmitud väärtustest võetud diferentside puhul testi läbi viies näeme lisades 31 ja 32, et mittestatsionaarsust enam ei esine ning saame analüüsiga edasi minna. Ka seekord on lisa 33 andmetele baseerudes vaja kasutada vaid ühte viitaega ning lisa 34 andmetel esineb ka autokorrelatsioon

Üritame taaskord autokorrelatsiooni eemaldada liikudes edasi Grangeri kausaalsuse testimisega ning kasutades kohandatud standardvigu. Näeme lisas 35, et ka selle mudeli puhul on Durbin-Watsoni testi kordaja mõlemal juhul ligikaudu 2 ning autokorrelatsiooni kohandatud standardvigadega mudelis ei esine.

Antud perioodil tegelikult Grangeri kausaalsust ei esinenud kummaski suunas, kui võtta statistilise olulisuse nivooks 0,05 või 5%. Küll aga esineks taaskord ühesuunaline kausaalsus, kus Bitcoin'i päevased sulgemishinnad mõjutavad MSCI World Indexi sulgemishindasid, kui võtta olulisuse nivooks hoopiski 0,1 või 10%, sest mudeli olulisuse tõenäosus 0,073. Kuna kõikidel eelnevatel uuritavatel perioodidel on aga nivoo olnud 0,05, siis ei arvesta me ka antud tulemust selle uurimuse raames. Küll aga on huvitav faktor siinkohal, et MSCI World Indexi mõju Bitcoinile on antud lõputöö raames kõige märgatavam just selles uurimisperioodis ning mahub peaaegu statistilise olulisuse piiridesse (0,120).

### 3.6 Järeldused

Kõikide töös uuritud erinevate perioodide aegridade algandmed olid analüüsiks sobimatud erinevate skaalade pärast, kuna indeksi ja krüptoraha päevased sulgemishinnad võisid erineda lausa mitmekümnekordselt. Selleks tuli algandmeid kõikidel ajaperioodidel logaritmida ning skaalat ühtlustada. Ka logaritmitud aegridade puhul esines aktsiate hinnaliikumisele iseloomulikult mittestatsionaarsust. Seda kinnitas nii graafiline vaatlus kui ka Dickey-Fuller testi läbiviimine, kus mittestatsionaarsus selgelt välja paistis. Seetõttu oli vajalik logaritmitud andmetest esimest järku diferentside võtmine, et eemaldada aegridadest mittestatsionaarsus, mis ka kõigi ajaperioodide puhul õnnestus.

Järgmise astmena hinnati kõikide ajaperioodide puhul analüüsides kasutatavate viitaegade arvu Akaike kriteeriumi abil. Kõigil viiel perioodil oli analüüsides vajalik kasutada vaid ühte viitaega ning seda ka mudelites rakendati.

Viitaegade analüüsi läbiviies hinnati kahe aegrea vahelist autokorrelatsiooni Breusch-Godfrey testi abil. Kõikide ajaperioodide puhul kinnitas autokorrelatsiooni testimine selle olemasolu kahe muutuja vahel. Seda tuli arvestada ka Grangeri kausaalsuse testimisel ning seetõttu rakendati kõikides kausaalsuse mudelites kohandatud standardvigu, mis autokorrelatsiooni uuritavatest mudelitest ka eemaldasid. Grangeri kausaalsuse mudelis oli võimalik autokorrelatsiooni hinnata läbi Durbin-Watsoni statistiku, mille puhul tähendab ligikaudne väärtus 0 positiivset autokorrelatsiooni, ligikaudne väärtus 4 negatiivset autokorrelatsiooni ning ligikaudne väärtus 2 autokorrelatsiooni puudumist. Antud uurimustöö raames saadud kõikides Grangeri kausaalsuse mudelites oli selle statistiku tulemus ligikaudu 2 ning autokorrelatsioon eemaldatud.

Grangeri kausaalsust ennast Bitcoin ja MSCI World Indexi vahel üleliia palju ei esinenud. Kausaalsust oli märgata analüüsi jooksul kahel korral ühesuunaliselt perioodidel 01.01.2016 kuni 05.01.2020 ja 01.01.2016 kuni 30.01.2020, kus Bitcoin hind võimaldas prognoosida MSCI World Indexi hinna liikumist. Ülejäänud perioodidel ei esinenud kausaalsust mitte ühelgi suunal.

Saadud tulemustest lähtuvalt võime järeldada, et krüptorahad ei võimalda prognoosida kogu aktsiaturu hinna liikumist ning vice versa. Küll aga võiks uurida täpsemalt Grangeri kausaalsust COVID-19 leviku tipphetkedel, kuna nendel perioodil tundub olevat krüptorahade mõju aktsiaindeksitele üsnagi oluline ja arvestatav.

Edasisteks uuringuteks on autor pakkunud välja uurida samade meetoditega erinevate krüptorahade ja erinevate indeksite vahelisi seoseid. Kuna krüptorahad on selgelt seotud suures osas tehnoloogilise arenguga, siis võib potentsiaalselt nende liikumine olla mõjutatud tehnoloogiaaktsiatest või hoopiski krüptorahad mõjutada tehnoloogiaaktsiate liikumist, kuid see mõju võib olla vaid piirkondlik. Kogu maailma aktsiaturud siiski ei käi käsikäes krüptorahadega ning see võib anda indikatsiooni sellest, et krüptovaradesse investeerides on võimalik ka oma portfelli diversifitseerida. Selle uurimiseks tuleks võtta ka edasiseid samme ning uurida erinevate indeksite ja krüptorahade riski-tulususe suhteid, võrreldes krüptorahade kausaalsust nii tehnoloogiaaktsiate indeksitega, kui ka tehnoloogiaettevõtetest vabade indeksite nagu näiteks Nasdaq-100 Ex-Techiga, et mõista ka erinevate majandussektorite mõju kahe investeerimisvariandi kausaalsusele.

## KOKKUVÕTE

Krüptovarad on võrreldes aktsiaturgudega üsnagi värske investeerimisvõimalus. Tänu fundamentaalsetele ja sisulistele erinevustele võrreldes klassikaliste investeerimisvahenditega on aga nende hinnakujundus on üsnagi kaootiline ja määratlemata ala. Taoliste erinevuste tõttu on nii mõnelegi inimesele tundunud, et krüptovarad aitavad investeerimisportfelli diversifitseerida. Selle erinevuse kontrollimise üks võimalusi on uurida aegridade omavahelisi seoseid ja seeläbi hinnata, kas üks vara mõjutab teist või mitte.

Antud töö eesmärgiks oli hinnata krüptovarade ja aktsiaturgude vahelist kausaalsust, kasutades krüptovarasid esindava Bitcoinini ning aktsiaturge esindava MSCI World Indexi päevaste sulgemishindade aegridasid. Kausaalsuse uurimiseks kasutati Grangeri kausaalsuse mudelit, mis võimaldab hinnata aegridade vaheliste seoste esinemist või puudumist ning saadud tulemuste abil üksteise liikumist prognoosida.

Aegridade andmestiku saamiseks kasutas lõputöö autor Bitcoinini päevaseid sulgemishindu Yahoo Finance'i kodulehelt ning MSCI World Indexi päevaseid sulgemishindu nende enda ametlikult kodulehelt ajavahemikul 01.01.2016 kuni 31.12.2021. Antud ajavahemikud jaotati veel viieks järgnevaks perioodiks, kus uuriti kogu ajaperioodi tulemusi ning COVID-19 eelset ja järgset aega:

- 6) 01.01.2016 kuni 31.12.2021 (I periood);
- 7) 01.01.2016 kuni 05.01.2020 (II periood);
- 8) 05.01.2020 kuni 31.12.2021 (III periood);
- 9) 01.01.2016 kuni 30.01.2020 (IV periood);
- 10) 30.01.2020 kuni 31.12.2021 (V periood);

Töö eesmärgi saavutamiseks püstitas autor järgmised hüpoteesid:

- 1) Aktsiaturgudel toimuv hinnaliikumine ei võimalda prognoosida krüptovarade hinnaliikumist
- 2) Krüptovarade hinnaliikumine ei võimalda prognoosida aktsiaturgude hinnaliikumist
- 3) Aktsiaturge ja krüptovarasid mõjutavad erinevad tegurid

Eelmainitud hüpoteesid said läbi antud lõputöö raames tehtud ökonomeetriliste mudelite kinnituse. Läbiviidud analüüsid olid adekvaatsed, täitsid vajalikke eelduseid ning olid

statistiliselt korrektselt üles ehitatud, andes ammendava tulemuse teaduslike järelduste tegemiseks.

Autor kasutas kõikide uuritavate aegridade statsionaarsuse tagamiseks nelja erinevat ökonomeetrilist mudelit, mis aitasid tagada eelduste korrektsuse ning objektiivse hinnangu Grangeri kausaalsuse mudelite läbiviimisel. Püstitatud mudelite korrektsusest hoolimata esines kausaalsust vaid II ja IV perioodil ühesuunaliselt, kus Bitcoin hinnaliikumine mõjutas MSCI World Indexi sulgemishindasid, kuid vastupidist mõjutust ei esinenud. Seetõttu oli töö autoril võimalik püstitatud hüpoteese kinnitada ning järeldada, et aktsiaturgudel toimuv hinnaliikumine ei võimalda prognoosida krüptovarade hinnaliikumist ja krüptovarade hinnaliikumine prognoosida aktsiaturgude hinnaliikumist tervel antud ajaperioodil, mistõttu võib eeldada, et nende varade hindasid mõjutavad erinevad tegurid. Küll aga võiks täpsemalt uurida mõjureid teatud ajaperioodidel, nagu näiteks COVID-19 leviku tipphetkedel, kui kausaalsus aktsiaindeksi suunas krüptorahade poolt esines ning uurida kausaalsuse esinemise põhjuseid antud ajahetkedel.

Edasisteks uuringuteks on autor pakkunud välja uurida samade meetoditega erinevate krüptorahade ja erinevate indeksite vahelisi seoseid. Kuna krüptorahad on selgelt seotud suures osas tehnoloogilise arenguga, siis võib potentsiaalselt nende liikumine olla mõjutatud tehnoloogiaaktsiatest või hoopiski krüptorahad mõjutada tehnoloogiaaktsiate liikumist, kuid see mõju võib olla vaid piirkondlik. Kogu maailma aktsiaturud siiski ei käi käsikäes krüptorahadega ning see võib anda indikatsiooni sellest, et krüptovaradesse investeerides on võimalik ka oma portfelli diversifitseerida. Selle uurimiseks tuleks võtta ka edasiseid samme ning uurida erinevate indeksite ja krüptorahade riski-tulususe suhteid ning võrrelda krüptorahade kausaalsust nii tehnoloogiaaktsiate indeksitega, kui ka tehnoloogiaettevõtetest vabade indeksite nagu näiteks Nasdaq-100 Ex-Techiga, et mõista ka erinevate majandussektorite mõju kahe investeerimisvariandi kausaalsusele.

# SUMMARY

## ASSESSING THE CAUSALITY BETWEEN CRYPTO ASSETS AND STOCK MARKETS 2016-2021

Compared to stock markets, cryptocurrencies are a relatively fresh investment opportunity. However, due to fundamental and substantive differences compared to traditional investment instruments, their pricing is a rather chaotic and undefined area. Because of these differences, many people have felt that crypto assets help to diversify their investment portfolio. One way of testing this divergence is to look at the causality between time series and thereby assess whether or not one asset is influencing another.

The aim of this work was to assess the causality between crypto assets and stock markets using time series of daily closing prices of Bitcoin, representing crypto assets, and the MSCI World Index, representing stock markets. Causality was investigated using the Granger causality model, which allows the presence or absence of causality between time series to be assessed and the results to be used to predict each other's movements.

To obtain the time series data, the author of the thesis used the daily closing prices of Bitcoin from the Yahoo Finance website and the daily closing prices of the MSCI World Index from their own official website for the period from 01.01.2016 to 31.12.2021. These time periods were further divided into five subsequent periods, where the results for the entire time period and the pre- and post-COVID-19 periods were examined:

- 1) 01.01.2016 to 31.12.2021 (period I);
- 2) 01.01.2016 to 05.01.2020 (period II);
- 3) 05.01.2020 to 31.12.2021 (period III);
- 4) 01.01.2016 to 30.01.2020 (period IV);
- 5) 30.01.2020 to 31.12.2021 (period V);

In order to achieve the aim of the thesis, the author set the following hypotheses:

- 1) Price movements in equity markets do not predict price movements of crypto assets.
- 2) Price movements in crypto assets do not predict price movements in stock markets.
- 3) Equity markets and crypto assets are affected by different factors.

The aforementioned hypotheses were confirmed by econometric modelling in this thesis. The analyses carried out were adequate, fulfilled the necessary assumptions and were structured in a statistically correct way, providing comprehensive results for scientific conclusions.

The author used four different econometric models to ensure the stationarity of all time series under investigation, which helped to ensure the correctness of the assumptions and objective estimation of the Granger causality models. In spite of the correctness of the models fitted, causality was only unidirectional in periods II and IV, where Bitcoin price movements affected MSCI World Index closing prices, but the opposite effect was not observed. Therefore, the author of the paper was able to confirm the hypotheses and conclude that price movements in stock markets do not predict price movements in crypto assets and that price movements in crypto assets do not predict price movements in stock markets, suggesting that the prices of these assets are mostly influenced by different factors. However the causality and its reasons should be investigated in more detail at certain points in time, such as the peak of the COVID-19 spread, when the causality towards the stock index by cryptocurrencies occurred.

For further research, the author has proposed to investigate the relationship between different cryptocurrencies and different indices using the same methods. Since cryptocurrencies are clearly linked to a large extent to technological developments, their movements could potentially be influenced by technology stocks, or even cryptocurrencies could influence the movement of technology stocks, but this influence could only be regional. However, the entire global equity markets do not go hand in hand with cryptocurrencies and this may give an indication that it is also possible to diversify one's portfolio by investing in crypto assets. Further steps should be taken to investigate this further and examine the risk-return relationships between different indices and cryptocurrencies, and to compare the causality of cryptocurrencies with both tech stock indices and tech-free indices such as the Nasdaq-100 Ex-Tech, in order to also understand the impact of different economic sectors on the causality of the two investment options.



## KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Akinci, E., & Li, J. (2015). Bitcoin and Stock Market Indexes Causality [Magistritöö]. Jönköping.
- Bailey, D., Brown, D., Palumbo, D., Rodgers, L., Volkova, O., & Willmott, S. (2019, veebruar 4). Venezuela: All you need to know about the crisis in nine charts. BBC News. <https://www.bbc.com/news/world-latin-america-46999668>
- Bains, P. (2022). Blockchain Consensus Mechanisms. IMF. <https://www.imf.org/en/Publications/fintech-notes/Issues/2022/01/25/Blockchain-Consensus-Mechanisms-511769>
- Balke, N. S., & Wohar, M. E. (2006). What Drives Stock Prices? Identifying the Determinants of Stock Price Movements. *Southern Economic Association*, 73(1), 55–78. <https://doi.org/10.2307/20111874>
- Bech, M. L., & Garratt, R. (2017). Central Bank Cryptocurrencies (SSRN Scholarly Paper Nr 3041906). Social Science Research Network. <https://papers.ssrn.com/abstract=3041906>
- Bitcoin. (2022, aprill 1). FAQ - Bitcoin. <https://bitcoin.org/en/faq#general>
- Blasco, N., Corredor, P., & Ferreruela, S. (2011). Market sentiment: A key factor of investors' imitative behaviour. *Accounting & Finance*, 52(3), 663–689. <https://doi.org/10.1111/j.1467-629X.2011.00412.x>
- Board of Governors of the Federal Reserve System. (2022, märts 31). Currency in Circulation (USD). FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis; FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. <https://fred.stlouisfed.org/series/CURRCIR>
- Bouri, E., Gupta, R., Lau, C. K. M., & Roubaud, D. (2020). The predictability between Bitcoin and US technology stock returns: Granger causality in mean, variance, and quantile. *De Gruyter*, 1, 77–96. <https://doi.org/10.1515/9783110660807-005>
- Caferra, R., & Vidal-Tomás, D. (2021). Who raised from the abyss? A comparison between cryptocurrency and stock market dynamics during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 43. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101954>
- Ciccarelli, M., Osbat, C., Bobeica, E., Jardet, C., Jarocinski, M., Mendicino, C., Notarpietro, A., Santoro, S., & Stevens, A. (2017). Low Inflation in the Euro Area: Causes and Consequences. *European Central Bank*, 181, 3–55. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2910978>
- Davis, R. (1999). What You Need to Know Before You Invest: An Introduction to the Stock Market and Other Investments (2. tr). Barron's Educational Series.
- Dunford, D., Dale, B., Stylianou, N., Lowther, E., Ahmed, M., & de la Torre Arenas, I. (2020, aprill 6). Coronavirus: The world in lockdown in maps and charts. BBC News. <https://www.bbc.com/news/world-52103747>

- Euribor. (2022, aprill 1). 12 months Euribor rate. Euribor-Rates.Eu. <https://www.euribor-rates.eu/en/current-euribor-rates/4/euribor-rate-12-months/>
- Euroopa Keskpank. (2021, november 16). Why is inflation currently so high? European Central Bank. [https://www.ecb.europa.eu/ecb/educational/explainers/tell-me-more/html/high\\_inflation.en.html](https://www.ecb.europa.eu/ecb/educational/explainers/tell-me-more/html/high_inflation.en.html)
- Euroopa Keskpank. (2022, aprill 1). Banknotes and coins circulation. European Central Bank. [https://www.ecb.europa.eu/stats/policy\\_and\\_exchange\\_rates/banknotes+coins/circulation/html/index.en.html](https://www.ecb.europa.eu/stats/policy_and_exchange_rates/banknotes+coins/circulation/html/index.en.html)
- Falkon, S. (2018, jaanuar 16). Wei Dai And His Impact on Cryptocurrencies. LinkedIn. <https://www.linkedin.com/pulse/wei-dai-his-impact-cryptocurrencies-samuel-falkon>
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- FCNB. (2022, jaanuar 4). Crypto Assets and Cryptocurrency | New Brunswick Financial and Consumer Services Commission (FCNB). Financial and Consumer Services Commission. <https://www.fcnb.ca/en/investing/high-risk-investments/crypto-assets-and-cryptocurrency>
- Frankel, J. (2021, september 24). El Salvador's adoption of bitcoin as legal tender is pure folly. *The Guardian*. <https://www.theguardian.com/business/2021/sep/24/el-salvador-adoption-of-bitcoin-as-legal-tender-is-pure-folly>
- Gil-Alana, L. A., Abakah, E. J. A., & Rojo, M. F. R. (2020). Cryptocurrencies and stock market indices. Are they related? *Research in International Business and Finance*, 51. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101063>
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkorn, M., Weber, M. C., & Siering, M. (2014). Bitcoin - Asset or Currency? Revealing Users' Hidden Intentions (SSRN Scholarly Paper Nr 2425247). Social Science Research Network. <https://papers.ssrn.com/abstract=2425247>
- Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica*, 37(3), 424–438. <https://doi.org/10.2307/1912791>
- Granger, C. W. J. (2007, juuli 6). Granger causality. Scholarpedia. [http://www.scholarpedia.org/article/Granger\\_causality](http://www.scholarpedia.org/article/Granger_causality)
- Guizani, S., & Nafti, I. K. (2019). The Determinants of Bitcoin Price Volatility: An Investigation With ARDL Model. *Procedia Computer Science*, 164, 233–238. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.177>
- Hirshleifer, D. (2015). Behavioral Finance. *Annual Review of Financial Economics*, 7(1), 133–159. <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-092214-043752>
- Hänni, K. (2008). Aktsia. Väärtpaberite teejuht (lk 13–33). Eesti Päevaleht. [https://www.nasdaqbaltic.com/files/tallinn/bors/kooolitus/Vaartpaberite\\_teejuht.pdf](https://www.nasdaqbaltic.com/files/tallinn/bors/kooolitus/Vaartpaberite_teejuht.pdf)

- Ioannidis, C., & Kontonikas, A. (2008). The impact of monetary policy on stock prices. *Journal of Policy Modeling*, 30(1), 33–53. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2007.06.015>
- Jang, S. M., Yi, E., Kim, W. C., & Ahn, K. (2019). Information Flow between Bitcoin and Other Investment Assets. *Entropy*, 21(11). <https://doi.org/10.3390/e21111116>
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- Liivamägi, K., Talpsepp, T., & Vaarmets, T. (2020). Investeerimise ABC ehk kuidas kindlustada oma tulevik (2. tr). Kirjastus Argo.
- Likos, P. (2021, november 16). Bitcoin vs. Altcoins: Which Is the Better Investment? *US News & World Report*. <https://money.usnews.com/investing/cryptocurrency/articles/bitcoin-vs-altcoins-which-is-the-better-investment>
- Likos, P., & Hicks, C. (2022, veebruar 4). The History of Bitcoin, the First Cryptocurrency | Cryptocurrency | *US News*. <https://money.usnews.com/investing/articles/the-history-of-bitcoin>
- Luo, Y., Chen, Y., Chen, Q., & Liang, Q. (2018). A New Election Algorithm for DPos Consensus Mechanism in Blockchain. 2018 7th International Conference on Digital Home (ICDH), 116–120. <https://doi.org/10.1109/ICDH.2018.00029>
- MSCI. (2022). MSCI World Index (USD). MSCI. <https://www.msci.com/documents/10199/149ed7bc-316e-4b4c-8ea4-43fcb5bd6523>
- Nadeem, D. (2021, november 8). How tweets by Tesla’s Elon Musk have moved markets. *Reuters*. <https://www.reuters.com/business/finance/how-tweets-by-teslas-elon-musk-have-moved-markets-2021-11-08/>
- Nasdaq. (2019, oktoober 14). How Does Social Media Influence Financial Markets? | *Nasdaq*. <https://www.nasdaq.com/articles/how-does-social-media-influence-financial-markets-2019-10-14>
- Nasdaq. (2021, november 17). Bitcoin Vastly Outperformed Gold and S&P 500 Over the Past Decade. *Nasdaq*. <https://www.nasdaq.com/articles/bitcoin-vastly-outperformed-gold-and-sp-500-over-the-past-decade>
- Neureuter, J., & Kuiper, C. (2022, märts 4). The Research Round-Up: A Deep Dive on Why Bitcoin is so Volatile. *Fidelity Digital Assets*. <https://www.fidelitydigitalassets.com/articles/understanding-bitcoin-volatility>
- Nofer, M., Gomber, P., Hinz, O., & Schiereck, D. (2017). Blockchain. *Business & Information Systems Engineering*, 59(3), 183–187. <https://doi.org/10.1007/s12599-017-0467-3>
- Oner, C. (2022, jaanuar 4). Inflation: Prices on the Rise. *IMF*. <https://www.imf.org/external/pubs/ft/fandd/basics/30-inflation.htm>

- Ontario Securities Commission. (2021, august 30). Factors that can affect stock prices | Stocks. GetSmarterAboutMoney.Ca. <https://www.getsmarteraboutmoney.ca/invest/investment-products/stocks/factors-that-can-affect-stock-prices/>
- Pisani, B. (2021, mai 13). Here's why stock investors are watching inflation so closely. CNBC. <https://www.cnbc.com/2021/05/13/heres-why-stock-investors-are-watching-inflation-so-closely.html>
- Rahandusministeerium. (2019). Krüptovarade reguleerimise väljatöötamiskavatus. Rahandusministeerium. [https://www.rahandusministeerium.ee/sites/default/files/news-related-files/krüptovarade\\_reguleerimise\\_vtk.pdf](https://www.rahandusministeerium.ee/sites/default/files/news-related-files/krüptovarade_reguleerimise_vtk.pdf)
- Rejeb, A., Rejeb, K., Keogh, J. G., Rejeb, A., Rejeb, K., & Keogh, J. G. (2021). Centralized vs. decentralized ledgers in the money supply process: A SWOT analysis. *Quantitative Finance and Economics*, 5(1), 40–66. <https://doi.org/10.3934/QFE.2021003>
- Riedl, D. (2019, juuni 11). MSCI Vs FTSE: Which is the best index provider? <https://www.justetf.com/uk/news/etf/msci-vs-ftse-which-etf-provider-is-the-best-index-provider.html>
- Sadorsky, P. (2003). The macroeconomic determinants of technology stock price volatility. *Review of Financial Economics*, 12(2), 191–205. [https://doi.org/10.1016/S1058-3300\(02\)00071-X](https://doi.org/10.1016/S1058-3300(02)00071-X)
- Salman, A., & Razzaq, M. G. A. (2019). Blockchain and Cryptocurrencies. *IntechOpen*.
- Sauga, A. (2021). TES0040 Ökonomeetria kursuse materjalid.
- Seth, A. (2007). Granger causality. *Scholarpedia*, 2(7), 1667. <https://doi.org/10.4249/scholarpedia.1667>
- Zhang, S., & Lee, J.-H. (2020). Analysis of the main consensus protocols of blockchain. *ICT Express*, 6(2), 93–97. <https://doi.org/10.1016/j.icte.2019.08.001>
- TD Bank. (2022, jaanuar 4). What is Stock Market? TD. <https://www.td.com/ca/en/investing/direct-investing/articles/what-is-stock-market/>
- UC San Diego. (2022, jaanuar 4). Clive W. J. Granger. UC San Diego. <https://economics.ucsd.edu/faculty-and-research/in-memoriam/granger/index.html>
- United States Securities and Exchange commission. (2022, jaanuar 4). Stocks | Investor.gov. Investor.gov. <https://www.investor.gov/introduction-investing/investing-basics/investment-products/stocks>
- Vanguard. (2022, märts 31). FTSE Developed World UCITS ETF. Vanguard. <https://www.vanguardinvestor.co.uk/investments/vanguard-ftse-developed-world-ucits-etf-usd-distributing/price-performance>

- Vashchuk, O., & Shuwar, R. (2018). Pros and cons of consensus algorithm proof of stake. Difference in the network safety in proof of work and proof of stake. *Electronics and Information Technologies*, 9, 10. <https://doi.org/10.30970/eli.9.106>
- Wang, J., & Ngene, G. M. (2020). Does Bitcoin still own the dominant power? An intraday analysis. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101551. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101551>
- White, M. C. (2016, detsember 31). Top 5 Most Shocking Economic Moments of 2016. <https://www.nbcnews.com/storyline/2016-year-in-review/top-5-most-shocking-economic-moments-2016-n701621>
- WHO. (2020, aprill 27). Archived: WHO Timeline—COVID-19. World Health Organization. <https://www.who.int/news/item/27-04-2020-who-timeline---covid-19>
- Ünvan, Y. A. (2019). Impacts of Bitcoin on USA, Japan, China and Turkey stock market indexes: Causality analysis with value at risk method (VAR). *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 50(7), 1599–1614. <https://doi.org/10.1080/03610926.2019.1678644>

# LISAD

## Lisa 1. I periodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln\_MSCIWorldIndex\_esimene$   
testing down from 23 lags, criterion AIC  
sample size 1542  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 23 lags of  $(1-L)\ln\_MSCIWorldIndex\_esimene$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : 6,25984e-005  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 2,03338$   
asymptotic p-value 0,9904  
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0,001  
lagged differences:  $F(23, 1518) = 9,782 [0,0000]$

## Lisa 2. I periododi Bitcoin logarithmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln_{BitcoinI\_esimene}$   
testing down from 23 lags, criterion AIC  
sample size 1565  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 0 lags of  $(1-L)\ln_{BitcoinI\_esimene}$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : 0,000311955  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 2,32842$   
asymptotic p-value 0,9956  
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0,016

### Lisa 3. I perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for d\_l\_MSCIWorldIndex\_esimene  
testing down from 23 lags, criterion AIC  
sample size 1542  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 22 lags of (1-L)d\_l\_MSCIWorldIndex\_esimene  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : -0,969598  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -8,93819$   
asymptotic p-value 1,479e-16  
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0,001  
lagged differences:  $F(22, 1519) = 9,811 [0,0000]$



## Lisa 4. I perioodi BitcoinI logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for d\_l\_BitcoinI\_esimene  
testing down from 23 lags, criterion AIC  
sample size 1562  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 2 lags of (1-L)d\_l\_BitcoinI\_esimene  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : -0,947205  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -21,6144$   
asymptotic p-value 1,962e-41  
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0,001  
lagged differences:  $F(2, 1559) = 1,767 [0,1713]$

## Lisa 5. I perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine

VAR system, maximum lag order 10

The asterisks below indicate the best (that is, minimized) values of the respective information criteria, AIC = Akaike criterion, BIC = Schwarz Bayesian criterion and HQC = Hannan-Quinn criterion.

lags	loglik	p(LR)	AIC	BIC	HQC
1	7613,76271		-9,784904	-9,764264	-9,777228
2	7638,42258	0,00000	-9,811476	-9,777076*	-9,798684
3	7640,73103	0,32891	-9,809300	-9,761140	-9,791391
4	7649,59185	0,00140	-9,815552	-9,753632	-9,792526
5	7651,00230	0,58823	-9,812222	-9,736541	-9,784079
6	7663,87985	0,00004	-9,823640	-9,734199	-9,790380
7	7684,44542	0,00000	-9,844946	-9,741745	-9,806569
8	7696,64285	0,00007	-9,855489	-9,738529	-9,811996
9	7711,24727	0,00001	-9,869128*	-9,738408	-9,820518*
10	7714,11438	0,21990	-9,867671	-9,723190	-9,813944

## Lisa 6. I periodi autokorrelatsiooni testimine

Model 1: OLS, using observations 2016-01-04:2021-12-31 (T = 1565)  
 Dependent variable: d\_1\_MSCIWorldIndex\_esimene

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,000303637	0,000240540	1,262	0,2070	
d_1_BitcoinI_esimene	0,0405481	0,00516656	7,848	<0,0001	***
Mean dependent var	0,000425	S.D. dependent var		0,009678	
Sum squared resid	0,140949	S.E. of regression		0,009496	
R-squared	0,037914	Adjusted R-squared		0,037298	
F(1, 1563)	61,59409	P-value(F)		7,77e-15	
Log-likelihood	5068,347	Akaike criterion		-10132,69	
Schwarz criterion	-10121,98	Hannan-Quinn		-10128,71	
rho	-0,059543	Durbin-Watson		2,116360	

LM test for autocorrelation up to order 1 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 5,56293

with p-value =  $P(F(1, 1562) > 5,56293) = 0,0184673$

## Lisa 7. I perioodi Grangeri kausaalsuse testimine

VAR system, lag order 1  
 OLS estimates, observations 2016-01-05-2021-12-31 (T = 1564)  
 Log-likelihood = 7652,1957  
 Determinant of covariance matrix = 1,9288521e-007  
 AIC = -9,7777  
 BIC = -9,7572  
 HQC = -9,7701  
 Portmanteau test: LB(48) = 398,584, df = 188 [0,0000]

Equation 1: d\_1\_MSCIWorldIndex\_esimene  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,000484015	0,000251258	1,926	0,0542	*
d_1_MSCIWorldIn dex_esimene_1	-0,0657723	0,0743631	-0,8845	0,3766	
d_1_BitcoinI_esim ene_1	-0,00624854	0,00722065	-0,8654	0,3870	
Mean dependent var	0,000437	S.D. dependent var	0,009669		
Sum squared resid	0,145233	S.E. of regression	0,009646		
R-squared	0,006010	Adjusted R-squared	0,004737		
F(2, 1561)	0,635762	P-value(F)	0,529669		
rho	0,013481	Durbin-Watson	1,972980		

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndex\_esimene F(1, 1561) = 0,7823 [0,3766]  
 All lags of d\_1\_BitcoinI\_esimene F(1, 1561) = 0,74887 [0,3870]  
 All vars, lag 1 F(2, 1561) = 0,63576 [0,5297]

Equation 2: d\_1\_BitcoinI\_esimene  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,00308191	0,00119526	2,578	0,0100	**
d_1_MSCIWorldIn dex_esimene_1	-0,153598	0,190118	-0,8079	0,4193	
d_1_BitcoinI_esim ene_1	-0,00974598	0,0330311	-0,2951	0,7680	
Mean dependent var	0,002987	S.D. dependent var	0,046491		
Sum squared resid	3,374097	S.E. of regression	0,046492		
R-squared	0,001239	Adjusted R-squared	-0,000040		
F(2, 1561)	0,422831	P-value(F)	0,655264		
rho	0,000622	Durbin-Watson	1,998592		

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndex\_esimene F(1, 1561) = 0,65272 [0,4193]  
 All lags of d\_1\_BitcoinI\_esimene F(1, 1561) = 0,087057 [0,7680]  
 All vars, lag 1 F(2, 1561) = 0,42283 [0,6553]

## Lisa 8. II perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln\_MSCIWorldIndex\_teine$   
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1040  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 5 lags of  $(1-L)\ln\_MSCIWorldIndex\_teine$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ :  $5,10823e-005$   
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 1,87991$   
asymptotic p-value  $0,9861$   
1st-order autocorrelation coeff. for e:  $-0,001$   
lagged differences:  $F(5, 1034) = 5,929 [0,0000]$

## Lisa 9. II periodi Bitcoinii logaritimi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln_{\text{BitcoinII\_teine}}$   
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1032  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 13 lags of  $(1-L)\ln_{\text{BitcoinII\_teine}}$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : 0,000217156  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 1,22935$   
asymptotic p-value 0,9446  
1st-order autocorrelation coeff. for  $e$ : 0,000  
lagged differences:  $F(13, 1018) = 1,926 [0,0240]$

## Lisa 10. II perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for d\_l\_MSCIWorldIndex\_teine  
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1038  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 6 lags of (1-L)d\_l\_MSCIWorldIndex\_teine  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of (a - 1): -0,938028  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -12,3403$   
asymptotic p-value 1,004e-25  
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0,001  
lagged differences:  $F(6, 1031) = 2,546 [0,0188]$

## Lisa 11. II perioodi Bitcoinii logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $d_1$  BitcoinII\_teine  
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1032  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 12 lags of  $(1-L)d_1$  BitcoinII\_teine  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : -0,723852  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -7,29018$   
asymptotic p-value 3,268e-12  
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0,000  
lagged differences:  $F(12, 1019) = 2,126 [0,0134]$



## Lisa 12. II VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine

VAR system, maximum lag order 10

The asterisks below indicate the best (that is, minimized) values of the respective information criteria, AIC = Akaike criterion, BIC = Schwarz Bayesian criterion and HQC = Hannan-Quinn criterion.

lags	loglik	p(LR)	AIC	BIC	HQC
1	5461,80199		-10,542613*	-10,513962*	-10,531742*
2	5463,55242	0,47775	-10,538266	-10,490515	-10,520147
3	5466,33990	0,23322	-10,535923	-10,469072	-10,510557
4	5469,12755	0,23319	-10,533580	-10,447629	-10,500967
5	5472,50283	0,14967	-10,532373	-10,427322	-10,492513
6	5474,33251	0,45406	-10,528179	-10,404028	-10,481072
7	5475,83258	0,55780	-10,523348	-10,380097	-10,468994
8	5479,78308	0,09527	-10,523252	-10,360901	-10,461651
9	5484,26818	0,06185	-10,524190	-10,342739	-10,455341
10	5485,12029	0,78995	-10,518107	-10,317556	-10,442011

### Lisa 13. II periodi autokorrelatsiooni testimine

Model 1: OLS, using observations 2016-01-04:2020-01-03 (T = 1045)

Dependent variable: d\_1\_MSCIWorldIndex\_teine

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>
const	0,000333569	0,000208980	1,596	0,1108
d_1_BitcoinII_teine	0,00102786	0,00458300	0,2243	0,8226

Mean dependent var	0,000336	S.D. dependent var	0,006741
Sum squared resid	0,047433	S.E. of regression	0,006744
R-squared	0,000048	Adjusted R-squared	-0,000911
F(1, 1043)	0,050300	P-value(F)	0,822586
Log-likelihood	3742,322	Akaike criterion	-7480,644
Schwarz criterion	-7470,741	Hannan-Quinn	-7476,888
rho	0,131555	Durbin-Watson	1,728185

LM test for autocorrelation up to order 1 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 18,339

with p-value =  $P(F(1, 1042) > 18,339) = 2,01952e-05$

## Lisa 14. II perioodi Grangeri kausaalsuse testimine

VAR system, lag order 1  
 OLS estimates, observations 2016-01-05-2020-01-03 (T = 1044)  
 Log-likelihood = 5496,9241  
 Determinant of covariance matrix = 9,1561032e-008  
 AIC = -10,5190  
 BIC = -10,4906  
 HQC = -10,5082  
 Portmanteau test: LB(48) = 169,611, df = 188 [0,8280]

Equation 1: d\_1\_MSCIWorldIndex\_teine  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,000291726	0,000210109	1,388	0,1653	
d_1_MSCIWorldIn	0,131460	0,0451907	2,909	0,0037	***
dex_teine_1					
d_1_BitcoinII_teine	0,00697566	0,00411712	1,694	0,0905	*
e_1					
Mean dependent var	0,000355	S.D. dependent var		0,006716	
Sum squared resid	0,046117	S.E. of regression		0,006656	
R-squared	0,019747	Adjusted R-squared		0,017864	
F(2, 1041)	5,407494	P-value(F)		0,004610	
rho	0,006162	Durbin-Watson		1,986684	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndex\_teine F(1, 1041) = 8,4623 [0,0037]  
 All lags of d\_1\_BitcoinII\_teine F(1, 1041) = 2,8707 [0,0905]  
 All vars, lag 1 F(2, 1041) = 5,4075 [0,0046]

Equation 2: d\_1\_BitcoinII\_teine  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,00267194	0,00142152	1,880	0,0604	*
d_1_MSCIWorldIn	-0,0502436	0,222613	-0,2257	0,8215	
dex_teine_1					
d_1_BitcoinII_teine	0,0213254	0,0436807	0,4882	0,6255	
e_1					
Mean dependent var	0,002712	S.D. dependent var		0,045562	
Sum squared resid	2,164054	S.E. of regression		0,045594	
R-squared	0,000507	Adjusted R-squared		-0,001413	
F(2, 1041)	0,162746	P-value(F)		0,849828	
rho	-0,000062	Durbin-Watson		1,999018	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndex\_teine F(1, 1041) = 0,05094 [0,8215]  
 All lags of d\_1\_BitcoinII\_teine F(1, 1041) = 0,23835 [0,6255]  
 All vars, lag 1 F(2, 1041) = 0,16275 [0,8498]

## Lisa 15. III perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for `l_MSCIWorldIndexIII_kolmas`  
testing down from 18 lags, criterion AIC  
sample size 501  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 18 lags of `(1-L)l_MSCIWorldIndexIII_kolmas`  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ :  $6,62667e-005$   
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 0,910723$   
asymptotic p-value  $0,9036$   
1st-order autocorrelation coeff. for  $e$ :  $-0,010$   
lagged differences:  $F(18, 482) = 7,487 [0,0000]$

## Lisa 16. III periodi Bitcoin logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for `l_BitcoinIII_kolmas`  
testing down from 18 lags, criterion AIC  
sample size 512  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 7 lags of `(1-L)l_BitcoinIII_kolmas`  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : 0,000286818  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 1,34597$   
asymptotic p-value 0,9557  
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0,004  
lagged differences:  $F(7, 504) = 3,892 [0,0004]$

## Lisa 17. III perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for d\_l\_MSCIWorldIndexIII\_kolmas  
testing down from 18 lags, criterion AIC  
sample size 500  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 18 lags of (1-L)d\_l\_MSCIWorldIndexIII\_kolmas  
model:  $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : -0,896271  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -5,56276$   
asymptotic p-value 4,578e-08  
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0,003  
lagged differences:  $F(18, 481) = 6,840 [0,0000]$

## Lisa 18. III perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for `d_l_BitcoinIII_kolmas`  
testing down from 18 lags, criterion AIC  
sample size 512  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 6 lags of `(1-L)d_l_BitcoinIII_kolmas`  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : -0,912478  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -7,94033$   
asymptotic p-value 6,786e-14  
1st-order autocorrelation coeff. for  $e$ : 0,004  
lagged differences:  $F(6, 505) = 4,010 [0,0006]$

## Lisa 19. III perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine

VAR system, maximum lag order 10

The asterisks below indicate the best (that is, minimized) values of the respective information criteria, AIC = Akaike criterion, BIC = Schwarz Bayesian criterion and HQC = Hannan-Quinn criterion.

lags	loglik	p(LR)	AIC	BIC	HQC
1	2322,17398		-9,100880	-9,050989	-9,081318
2	2341,79157	0,00000	-9,162246	-9,079094*	-9,129642
3	2344,94999	0,17670	-9,158939	-9,042526	-9,113294
4	2352,09905	0,00640	-9,171313	-9,021639	-9,112626
5	2360,42159	0,00227	-9,188297	-9,005362	-9,116568
6	2368,23839	0,00355	-9,203294	-8,987099	-9,118524
7	2378,84862	0,00029	-9,229268	-8,979811	-9,131456
8	2383,47671	0,05501	-9,231736	-8,949018	-9,120882
9	2395,40120	0,00009	-9,262873*	-8,946895	-9,138978*
10	2397,17031	0,47209	-9,254107	-8,904868	-9,117171



## Lisa 20. III periodi autokorrelaatioonin testit

Model 1: OLS, using observations 2020-01-07:2021-12-31 (T = 519)  
 Dependent variable: d\_1\_MSCIWorldIndexIII\_kolmas

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,000219223	0,000561112	0,3907	0,6962	
d_1_BitcoinIII_kolmas	0,111297	0,0115910	9,602	<0,0001	***
Mean dependent var	0,000602	S.D. dependent var		0,013828	
Sum squared resid	0,084054	S.E. of regression		0,012751	
R-squared	0,151346	Adjusted R-squared		0,149704	
F(1, 517)	92,19977	P-value(F)		3,37e-20	
Log-likelihood	1528,538	Akaike criterion		-3053,076	
Schwarz criterion	-3044,573	Hannan-Quinn		-3049,745	
rho	-0,126459	Durbin-Watson		2,252399	

LM test for autocorrelation up to order 1 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 8,39359

with p-value =  $P(F(1, 516) > 8,39359) = 0,00392542$

## Lisa 21. III perioodi Grangeri kausaalsuse testimine

VAR system, lag order 1  
 OLS estimates, observations 2020-01-08-2021-12-31 (T = 518)  
 Log-likelihood = 2369,422  
 Determinant of covariance matrix = 3,6473248e-007  
 AIC = -9,1252  
 BIC = -9,0760  
 HQC = -9,1059  
 Portmanteau test: LB(48) = 322,388, df = 188 [0,0000]

Equation 1: d\_1\_MSCIWorldIndexIII\_kolmas  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>
const	0,000766409	0,000602487	1,272	0,2039
d_1_MSCIWorldIn dexIII_kolmas_1	-0,139120	0,104918	-1,326	0,1854
d_1_BitcoinIII_kol mas_1	-0,0221619	0,0165212	-1,341	0,1804
Mean dependent var	0,000605	S.D. dependent var	0,013841	
Sum squared resid	0,095701	S.E. of regression	0,013632	
R-squared	0,033734	Adjusted R-squared	0,029982	
F(2, 515)	2,562862	P-value(F)	0,078067	
rho	0,047984	Durbin-Watson	1,903932	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndexIII\_kolmasF(1, 515) = 1,7582 [0,1854]  
 All lags of d\_1\_BitcoinIII\_kolmasF(1, 515) = 1,7994 [0,1804]  
 All vars, lag 1 F(2, 515) = 2,5629 [0,0781]

Equation 2: d\_1\_BitcoinIII\_kolmas  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>
const	0,00367807	0,00215697	1,705	0,0888 *
d_1_MSCIWorldIn dexIII_kolmas_1	-0,113768	0,280203	-0,4060	0,6849
d_1_BitcoinIII_kol mas_1	-0,0742443	0,0504895	-1,470	0,1420
Mean dependent var	0,003351	S.D. dependent var	0,048338	
Sum squared resid	1,197767	S.E. of regression	0,048226	
R-squared	0,008464	Adjusted R-squared	0,004613	
F(2, 515)	2,207420	P-value(F)	0,111024	
rho	0,004000	Durbin-Watson	1,991529	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndexIII\_kolmasF(1, 515) = 0,16485 [0,6849]  
 All lags of d\_1\_BitcoinIII\_kolmasF(1, 515) = 2,1623 [0,1420]  
 All vars, lag 1 F(2, 515) = 2,2074 [0,1110]

## Lisa 22. IV perioodi MSCI World Indexi logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln\_MSCIWorldIndexIV\_neljas$   
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1059  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 5 lags of  $(1-L)\ln\_MSCIWorldIndexIV\_neljas$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ :  $5,09009e-005$   
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 1,89828$   
asymptotic p-value  $0,9867$   
1st-order autocorrelation coeff. for  $e$ :  $-0,001$   
lagged differences:  $F(5, 1053) = 5,881 [0,0000]$

## Lisa 23. IV perioodi Bitcoin logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln_{BitcoinIV\_neljas}$   
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1064  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 0 lags of  $(1-L)\ln_{BitcoinIV\_neljas}$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : 0,000321954  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 1,8721$   
asymptotic p-value 0,9858  
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0,023

## Lisa 24. IV perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for d\_l\_MSCIWorldIndexIV\_neljas  
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1057  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 6 lags of (1-L)d\_l\_MSCIWorldIndexIV\_neljas  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of (a - 1): -0,939691  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -12,4571$   
asymptotic p-value 4,993e-26  
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0,001  
lagged differences:  $F(6, 1050) = 2,512 [0,0203]$

## Lisa 25. IV perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $d_1$  BitcoinIV neljas  
testing down from 21 lags, criterion AIC  
sample size 1051  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 12 lags of  $(1-L)d_1$  BitcoinIV neljas  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : -0,7218  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -7,33769$   
asymptotic p-value  $2,472e-12$   
1st-order autocorrelation coeff. for  $e$ : 0,000  
lagged differences:  $F(12, 1038) = 2,088 [0,0154]$

## Lisa 26. IV perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine

VAR system, maximum lag order 10

The asterisks below indicate the best (that is, minimized) values of the respective information criteria, AIC = Akaike criterion, BIC = Schwarz Bayesian criterion and HQC = Hannan-Quinn criterion.

lags	loglik	p(LR)	AIC	BIC	HQC
1	5570,75948		-10,559316*	-10,531079*	-10,548611*
2	5572,48501	0,48536	-10,555000	-10,507938	-10,537159
3	5575,32077	0,22506	-10,552791	-10,486904	-10,527813
4	5578,01947	0,24890	-10,550322	-10,465610	-10,518207
5	5581,41429	0,14743	-10,549173	-10,445637	-10,509923
6	5583,29030	0,44060	-10,545143	-10,422781	-10,498756
7	5584,74479	0,57317	-10,540313	-10,399126	-10,486789
8	5588,50991	0,11038	-10,539867	-10,379856	-10,479207
9	5593,22167	0,05134	-10,541218	-10,362382	-10,473421
10	5594,15937	0,75866	-10,535407	-10,337746	-10,460474

## Lisa 27. IV perioodi autokorrelatsiooni testimine

Model 1: OLS, using observations 2016-01-04:2020-01-30 (T = 1064)

Dependent variable: d\_1\_MSCIWorldIndexIV\_neljas

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>
const	0,000331979	0,000206292	1,609	0,1079
d_1_BitcoinIV_nelj as	0,000653047	0,00454137	0,1438	0,8857

Mean dependent var	0,000334	S.D. dependent var	0,006712
Sum squared resid	0,047891	S.E. of regression	0,006715
R-squared	0,000019	Adjusted R-squared	-0,000922
F(1, 1062)	0,020678	P-value(F)	0,885686
Log-likelihood	3814,833	Akaike criterion	-7625,666
Schwarz criterion	-7615,726	Hannan-Quinn	-7621,899
rho	0,130256	Durbin-Watson	1,731369

LM test for autocorrelation up to order 1 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 18,3138

with p-value =  $P(F(1, 1061) > 18,3138) = 2,04276e-05$



## Lisa 28. IV perioodi Grangeri kausaalsuse testimine

VAR system, lag order 1  
 OLS estimates, observations 2016-01-05-2020-01-30 (T = 1063)  
 Log-likelihood = 5605,7485  
 Determinant of covariance matrix = 9,0060153e-008  
 AIC = -10,5357  
 BIC = -10,5077  
 HQC = -10,5251  
 Portmanteau test: LB(48) = 167,352, df = 188 [0,8581]

Equation 1: d\_1\_MSCIWorldIndexIV\_neljas  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,000287770	0,000207608	1,386	0,1660	
d_1_MSCIWorldIn dexIV_neljas_1	0,130209	0,0448865	2,901	0,0038	***
d_1_BitcoinIV_nelj as_1	0,00729802	0,00408595	1,786	0,0744	*
Mean dependent var	0,000352	S.D. dependent var		0,006688	
Sum squared resid	0,046572	S.E. of regression		0,006628	
R-squared	0,019602	Adjusted R-squared		0,017752	
F(2, 1060)	5,510737	P-value(F)		0,004160	
rho	0,005767	Durbin-Watson		1,988351	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndexIV\_neljas F(1, 1060) = 8,4149 [0,0038]  
 All lags of d\_1\_BitcoinIV\_neljas F(1, 1060) = 3,1902 [0,0744]  
 All vars, lag 1 F(2, 1060) = 5,5107 [0,0042]

Equation 2: d\_1\_BitcoinIV\_neljas  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,00286280	0,00140350	2,040	0,0416	**
d_1_MSCIWorldIn dexIV_neljas_1	-0,0681098	0,221517	-0,3075	0,7585	
d_1_BitcoinIV_nelj as_1	0,0228749	0,0432676	0,5287	0,5971	
Mean dependent var	0,002906	S.D. dependent var		0,045375	
Sum squared resid	2,185142	S.E. of regression		0,045403	
R-squared	0,000623	Adjusted R-squared		-0,001263	
F(2, 1060)	0,213879	P-value(F)		0,807481	
rho	-0,000052	Durbin-Watson		1,999939	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndexIV\_neljas F(1, 1060) = 0,094538 [0,7585]  
 All lags of d\_1\_BitcoinIV\_neljas F(1, 1060) = 0,27951 [0,5971]  
 All vars, lag 1 F(2, 1060) = 0,21388 [0,8075]

## Lisa 29. V periododi MSCI World Indexi logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln\_MSCIWorldIndexV\_viies$   
testing down from 17 lags, criterion AIC  
sample size 485  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 16 lags of  $(1-L)\ln\_MSCIWorldIndexV\_viies$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ :  $5,6851e-005$   
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 0,75897$   
asymptotic p-value  $0,8778$   
1st-order autocorrelation coeff. for  $e$ :  $-0,005$   
lagged differences:  $F(16, 468) = 7,939 [0,0000]$

## Lisa 30. V perioodi Bitcoin logaritmi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $\ln_{BitcoinV\_viies}$   
testing down from 17 lags, criterion AIC  
sample size 494  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 7 lags of  $(1-L)\ln_{BitcoinV\_viies}$   
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : 0,000276872  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = 1,26669$   
asymptotic p-value 0,9484  
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0,005  
lagged differences:  $F(7, 486) = 3,857 [0,0004]$

## Lisa 31. V perioodi MSCI World Indexi logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for d\_l\_MSCIWorldIndexV\_viies  
testing down from 17 lags, criterion AIC  
sample size 483  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 17 lags of (1-L)d\_l\_MSCIWorldIndexV\_viies  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of (a - 1): -0,821753  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -5,22201$   
asymptotic p-value 2,539e-07  
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0,010  
lagged differences:  $F(17, 465) = 6,981 [0,0000]$

## Lisa 32. V perioodi Bitcoin logaritmi esimest järku diferentsi ADF test

Augmented Dickey-Fuller test for  $d_1$  BitcoinV viies  
testing down from 17 lags, criterion AIC  
sample size 494  
unit-root null hypothesis:  $a = 1$

test without constant  
including 6 lags of  $(1-L)d_1$  BitcoinV viies  
model:  $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$   
estimated value of  $(a - 1)$ : -0,90853  
test statistic:  $\tau_{nc}(1) = -7,75965$   
asymptotic p-value  $2,015e-13$   
1st-order autocorrelation coeff. for  $e$ : 0,004  
lagged differences:  $F(6, 487) = 3,956 [0,0007]$

### Lisa 33. V perioodi VAR lag selection test ehk viitaegade leidmine

VAR system, maximum lag order 10

The asterisks below indicate the best (that is, minimized) values of the respective information criteria, AIC = Akaike criterion, BIC = Schwarz Bayesian criterion and HQC = Hannan-Quinn criterion.

lags	loglik	p(LR)	AIC	BIC	HQC
1	2227,80579		-9,050125	-8,998845	-9,029988
2	2247,17837	0,00000	-9,112743	-9,027276*	-9,079180
3	2250,44546	0,16265	-9,109757	-8,990103	-9,062769
4	2257,94444	0,00471	-9,124010	-8,970169	-9,063596
5	2265,71615	0,00370	-9,139373	-8,951345	-9,065534
6	2272,87687	0,00634	-9,152248	-8,930033	-9,064984
7	2283,74333	0,00023	-9,180217	-8,923815	-9,079528
8	2288,05664	0,07114	-9,181493	-8,890905	-9,067379
9	2299,01479	0,00021	-9,209836*	-8,885061	-9,082296*
10	2300,60521	0,52803	-9,200021	-8,841059	-9,059056

### Lisa 34. V periodi autokorrelaatioonin testit

Model 1: OLS, using observations 2020-01-31:2021-12-31 (T = 501)

Dependent variable: d\_1\_MSCIWorldIndexV\_viies

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,000257984	0,000577998	0,4463	0,6555	
d_1_BitcoinV_viies	0,113724	0,0118261	9,616	<0,0001	***
s					
Mean dependent var	0,000617	S.D. dependent var	0,014042		
Sum squared resid	0,083171	S.E. of regression	0,012910		
R-squared	0,156346	Adjusted R-squared	0,154655		
F(1, 499)	92,47446	P-value(F)	3,38e-20		
Log-likelihood	1469,329	Akaike criterion	-2934,659		
Schwarz criterion	-2926,226	Hannan-Quinn	-2931,350		
rho	-0,126626	Durbin-Watson	2,251822		

LM test for autocorrelation up to order 1 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 8,12167

with p-value =  $P(F(1, 498) > 8,12167) = 0,00455518$

### Lisa 35. V perioodi Grangeri kausaalsuse testimine

VAR system, lag order 1  
 OLS estimates, observations 2020-02-03-2021-12-31 (T = 500)  
 Log-likelihood = 2275,8941  
 Determinant of covariance matrix = 3,8143305e-007  
 AIC = -9,0796  
 BIC = -9,0290  
 HQC = -9,0597  
 Portmanteau test: LB(48) = 312,362, df = 188 [0,0000]

Equation 1: d\_1\_MSCIWorldIndexV\_viies  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>
const	0,000803275	0,000622364	1,291	0,1974
d_1_MSCIWorldIn dexV_viies_1	-0,138767	0,105755	-1,312	0,1901
d_1_BitcoinV_viie s_1	-0,0228839	0,0168386	-1,359	0,1748
Mean dependent var	0,000644	S.D. dependent var	0,014043	
Sum squared resid	0,095028	S.E. of regression	0,013828	
R-squared	0,034372	Adjusted R-squared	0,030486	
F(2, 497)	2,637502	P-value(F)	0,072541	
rho	0,048552	Durbin-Watson	1,902833	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndexV\_viies F(1, 497) = 1,7218 [0,1901]  
 All lags of d\_1\_BitcoinV\_viies F(1, 497) = 1,8469 [0,1748]  
 All vars, lag 1 F(2, 497) = 2,6375 [0,0725]

Equation 2: d\_1\_BitcoinV\_viies  
 Heteroskedasticity-robust standard errors, variant HC1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>
const	0,00350565	0,00222155	1,578	0,1152
d_1_MSCIWorldIn dexV_viies_1	-0,106777	0,283059	-0,3772	0,7062
d_1_BitcoinV_viie s_1	-0,0747814	0,0517141	-1,446	0,1488
Mean dependent var	0,003200	S.D. dependent var	0,048862	
Sum squared resid	1,181410	S.E. of regression	0,048755	
R-squared	0,008351	Adjusted R-squared	0,004361	
F(2, 497)	2,129286	P-value(F)	0,120006	
rho	0,003518	Durbin-Watson	1,992460	

F-tests of zero restrictions:

All lags of d\_1\_MSCIWorldIndexV\_viies F(1, 497) = 0,1423 [0,7062]  
 All lags of d\_1\_BitcoinV\_viies F(1, 497) = 2,0911 [0,1488]  
 All vars, lag 1 F(2, 497) = 2,1293 [0,1200]



## Lisa 36. Lihtlitsents

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

Mina Armin Uutar

1. Annan Tallinna Tehnikaülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose  
KRÜPTOVARADE JA AKTSIATURGUDE OMAVAHELISE KAUSAALSUSE  
HINDAMINE AASTATEL 2016-2021,

mille juhendaja on Mari-Liis Kukk,

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.

---

12.05.2022

---

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