

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Kirke Saarelaid

**KRÜPTOVARADE JA  
TRADITSIOONILISTE/ALTERNATIIVSETE VARADE  
KOOSLIKUMISE UURING LÜHI- JA PIKAAJALISEL  
PERIOODIL USA TURU NÄITEL**

Magistritöö

Õppekava ärirahandus ja majandusarvestus, peaeriala ärirahandus

Juhendaja: Tõnn Talpsepp, PhD

Kaasjuhendaja: Fabio Filipozzi, PhD

Tallinn 2023

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

Töö pikkuseks on 11 408 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Kirke Saareleid .....08.05.2023.....

(kuupäev)

# SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE.....	5
LÜHENDID.....	7
SISSEJUHATUS .....	8
1. TEOREETILINE TAUST NING VARASEMAD EMPIIRILISED UURINGUD .....	11
1.1. Kirjanduse ülevaade.....	11
1.1.1 Traditsiooniliste ja alternatiivsete varaklasside olemus ning riskide klassifikatsioon .	11
1.1.2 Krüptovarade funktsioon maksevahendina .....	12
1.1.3 Krüptovarad kui eraldi varaklass investeerimismaailmas ning varasemad kointegratsiooni uuringud.....	14
1.1.4 Krüptovarade olemus ning hinna volatiilsuse kujunemine.....	14
1.1.5 Manipulatsioon krüptoturgudel .....	16
1.1.6 Mullid krüptoturgudel ning šokkide ülekandumine .....	17
1.2. Krüptovarade seos traditsiooniliste ja alternatiivsete varadega .....	18
1.2.1 Krüptovarade integratsioon traditsiooniliste varaklassidega .....	18
1.2.2 Krüptovarade integratsioon alternatiivsete varaklassidega .....	20
1.2.3 Krüptovarad portfellis.....	23
2. ANDMETE JA METOODIKA KIRJELDUS.....	25
2.1. Metoodika .....	25
2.1.1 Mudeli testimine .....	26
2.2. Andmete kirjeldus.....	27
2.3. Kasutatavad andmed ja meetodid .....	29
3. EMPIIRILINE ANALÜÜS .....	34
3.1 Andmete korrigeerimine ning testimine .....	34
3.1.1 Korrelatsioonanalüüs .....	35
3.2 Tulemused .....	37
3.2.1 Grangeri põhjuslikkuse test esimesel perioodil .....	38
3.2.2 Grangeri põhjuslikkuse test teisel perioodil .....	39
3.2.3 Johanseni kointegratsiooni test esimesel ja teisel perioodil .....	41
3.2.4 VECM analüüs esimesel perioodil .....	41
3.2.5 VECM analüüs teisel perioodil.....	44
3.3 Tulemuste võrdlus .....	47

3.4 Järeldused .....	50
KOKKUVÕTE .....	53
SUMMARY.....	55
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU .....	57
LISAD .....	63
Lisa 1. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused esimesel perioodil.....	63
Lisa 2. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused teisel perioodi .....	64
Lisa 3. VAR stabiilsuse test esimesel perioodil .....	65
Lisa 4. VAR stabiilsuse test teisel perioodil .....	66
Lisa 5. ADF statsionaarsuse testi tulemused .....	67
Lisa 6. KPSS statsionaarsuse testi tulemused.....	68
Lisa 7. Lihtlitsents .....	69

## LÜHIKOKKUVÕTE

Optimaalse portfelli loomiseks on oluline mõista erinevate varaklasside omavahelist integratsiooni, et riskid võimalikult palju hajutada. Krüptovarade uudsuse tõttu on oluline uurida, kuidas mõjutavad traditsiooniliste varaklasside šokid krüptovarasid ning vastupidi, et teha finantsturgudel informeeritud otsuseid. Uuringu eesmärk on hinnata erinevate varaklasside päeva lõpphinna koosliikumist ning nende seost COVID-19 pandeemia eelsel ja järgsel perioodil. Töös kasutatakse Bloombergi ajaloolisi andmeid ning uuritakse krüptovara ja traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside koosliikumist lühiajaliselt ja pikaajaliselt. Töös kasutatakse vektor autoregressiivset mudelit ning vektor veaparandusmudelit.

Uurimistöö hüpotees on, et krüptovara ja traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside vahel on koosliikumise suhted nii lühiajaliselt kui ka pikaajaliselt ning neid esineb rohkem COVID-19 järgsel perioodil.

Uuringus analüüsiti erinevate finantsindeksite ja laiapõhjalise krüptovaluuta indeksi (SPCBDM) suhteid enne COVID-19 pandeemiat ja selle järgselt. Tulemused näitasid, et enne pandeemiat ei olnud enamiku SPCBDM indeksi suhted statistiliselt olulised. Ainus oluline suhe oli kullaindeksiga ning see oli väga nõrk. Grangeri põhjuslikkuse test näitas, et enne pandeemiat mõjutas krüptovara indeksit lühiajaliselt ainult kullaindeks. Siiski näitasid lühiajalised põhjuslikkuse kanalid vastupidist suunda, kus krüptovara indeksil oli oluline mõju nii S&P500 indeksile kui ka USA dollari indeksile. Vektorveaparandusmudeli analüüs näitas, et ainult S&P500 indeks mõjutas pikaajalises tasakaaluseisus laiapõhjalist krüptovara indeksit negatiivselt.

Teine periood, mis hõlmab pandeemia perioodi ja selle järgset aega, näitas, et kõigi muutujate vahel esines statistiliselt oluline korrelatsioon ning Grangeri põhjuslikkuse testiga selgitati välja, et SPCBDM indeksile avaldavad lühiajalist mõju kullaindeks ja kinnisvaraindeks. Kinnisvaraindeksi suhe SPCBDM indeksiga oli kahepoolne. Erinevalt esimesest perioodist ei mõjutanud SPCBDM indeks lühiajaliselt enam S&P500 aktsia ja USA dollari indekseid.

Vektorveaparandusmudeliga leiti, et teisel perioodil mõjutavad SPCBDM indeksit kolm muutujat rohkem kui esimesel perioodil, ning neli muutujapaari esindavad kahepoolseid suhteid.

Uuringu tulemusel leidis hüpotees kinnitust – traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside vahel esinevad nii lühi- kui ka pikaajalised suhted krüptovaradega ning suhted tugevnevad pärast COVID-19 pandeemia algust, mida kinnitavad ka varasemad empiirilised uuringud nagu näiteks Silvennoinen ja Thorp (2013) ja Elsayed jt (2022). Autor soovib edasist uurimistööd teostada makromajanduslike näitajate ja muude analüüsimetoodikatega nagu GARCH või BEKK mudelid.

Võtmesõnad: VECM, VAR, laiapõhjaline krüptovarade indeks, kulla indeks, S&P500 indeks, USA dollari indeks, USA püsiva tähtajaga 10-aastane indeks, toorainete indeks, kinnisvara indeks

## **LÜHENDID**

ADF – kohandatud Dickey-Fulleri test

KPSS – Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin test

VECM – vektor veaparandusmudel

VAR – vektor autoregressiivne mudel

SPCBDM – S&P laiapõhjaline krüptovarade indeks

SPX – S&P500 akstiaindeks

DXY – USA dollari indeks

HUI – kulla indeks

CMTUSD10 – USA püsiva tähtajaga 10-aastase võlakirja indeks

DJUSRE – Dow Jonesi kinnisvara indeks

DJCICLT – Dow Jonesi laiapõhjaline toorainete indeks

SPGSCLP – S&P toornafta indeks

FIAT – riiklikult maksevahendina aktsepteeritud valuuta

## SISSEJUHATUS

Krüptovarad on võrdlemisi uus varaklass, mida vaadeldakse teatava umbusaldusega. Küll on aga krüptovarade turukapitalisatsioon kasvanud hoogsalt (Adrian & Griffoli, 2019). Krüptovarad on tuntud oma volatiilse iseloomu poolest, tänu millele on paljud investorid krüptovarade portfelli kaasamist vältinud (Andrianto & Diputra, 2017). Vaatamata sellele, tuleb arvestada krüptovarade kõikumise mõju teistele varaklassidele, et mõista krüptovarade kaudset mõju ka siis, kui antud varaklass portfelli kaasatud ei ole. Teema on oluline, sest viimase viie aasta jooksul on tekkinud uus varaklass – krüptovara. Antud varaklass on väga riskantne ning esmapilgul tundub, et varaklass ei ole tagatud mitte millegi poolt. Vaatamata sellele on krüptovarade turukapitalisatsioon tõusnud 84,42 miljardini, kui aastal 2015 oli kapitalisatsioon vaid 5,49 miljardit (Coin market chart, 2022). Vaatamata teatavale umbusaldusele on krüptovara olnud kiirelt kasvav uus investeerimisklass. Seega on väga oluline mõista, kuidas krüptovara volatiilsus suhestub teiste varaklasside volatiilsuse muutuga, et mõista kas ja kuidas on mõistlik krüptovarasse investeerida.

Uuringu eesmärgiks on analüüsida erinevate varagruppide (kulla indeks, aktsia indeksid, krüptovara indeks jne) hinna koosliikumist ning hinnata selle alusel portfelli hajutamise võimalusi. Samuti uurida, kas lühiajaliste koosliikumiste esinemisele (vektor autoregressive mudel) lisaks esineb ka muutujate vahel pikaajalise tasakaalu olekut *short-run* perioodil (vektor veaparandusmudel) ning kas need seosed muutuvad COVID-19 pandeemia eelsel ja järgsel perioodil.

Selleks, et täita antud töö eesmärki püstitati järgmised uurimisküsimused:

1. Kui tugevalt mõjutavad traditsiooniliste/alternatiivsete varagruppide tootluse šokid krüptovarade laiapõhjalise indeksi tootlust;
2. Kas ja kuidas mõjutab krüptovarade laiapõhjalise indeksi tootluse šokk traditsioonilisi/alternatiivseid varaklasse.
3. Kuidas erinevad krüptovarade ja traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside seosed COVID-19 pandeemia eelsel ja järgsel ajal



Uuringu alustuseks püstitati ka järgnev hüpotees: krüptovarade ja traditsiooniliste/alternatiivsete varagruppide vahel esinevad koosliikumise suhted nii lühi- kui ka pikaajalisel perioodil ning varaklasside vahel esinevaid suhteid on rohkem COVID-19 järgsel perioodil.

Töös kasutatakse andmeid, mis pärinevad Bloombergi ajalooliste andmete baasist. Vaatluseid on kokku 2211. Kasutusel on päevased andmed alates 28.02.2017, mil S&P Dow Jones alustas krüptovarade laiapõhjalise turu indeksite kogumist (SPCBDM Index). Antud indeksi kasutamine erineb varasemast empiirilisest kirjandusest, kus on põhiliselt kasutatud krüptovarasid eraldi või väikese valimina (nt Feng jt (2018), Silvennoinen ja Thorp (2013) ja Elsayed jt (2022)). Antud indeksi kasutamise eeliseks on vaadelda krüptovarasid kui varaklassi agregeeritult, et mõista antud uue varaklassi koosliikumist teiste traditsiooniliste ja alternatiivsete varaklassidega. Lisaks sellele kaasatakse mudelisse kulla indeks (HUI index), S&P500 laiapõhjaline aktsia indeks (SPX index), USA dollari indeks (DXY crncy), USA 10-aastase *constant maturity* võlakirja indeks (CMTUSD10 Index), Dow Jonesi kinnisvaraindeks (DJUSRE Index), Dow Jonesi toorainete laiapõhjaline indeks (DJCICLT Index) ning S&P toornafta indeks (SPGSCLP Index). Uuringusse lisati kinnisvara indeks, sest selle koosliikumist krüptovaradga ei ole laialdaselt uuritud. Vaatluse lõppkuupäevaks on 20.03.2023. Kõik indeksid on välja toodud USA dollarites.

Andmete indeksitest arvutatakse välja päevane tootlus. Päevaste andmete puudumise korral tehakse eeldus, et indeks on võrdne eelmise päeva indeksiga, seega on tootlus 0. Töö baseerub USA turu indeksitel seetõttu, et pärast 2017 aastat, mil Hiina krüptovarade kasutamise keelustas, on krüptovarade korrelatsioon USA turunäitajate suhtes kiiresti kasvanud (Tiwari *et al.*, 2019). Lisaks sellele on USA tarbijaskond krüptoturul käibe poolest suurim (Qureshi *et al.*, 2022). Muutujad on kombineeritud. Lee ja Rhee (2022) VECM mudelile baseeruvast uuringust ning Lavelle *et al.* (2021) uuringust.

Aegridade koosliikumist analüüsitakse vektor autoregressiivse mudeli (VAR) abil. VAR mudelit kirjeldab iga muutuja lineaarne funktsioon enda mineviku väärtustega ning teiste kaasatud muutujate mineviku väärtustega. Edasi testitakse Johanseni kointegratsiooni testiga, kas andmete vahel esineb kointegratsioon, kui tulemus on positiivne, on võimalik teostada vektor veaparandusmudel (VECM), mille abil kohandatakse lühiajalised seosed pikaajalisteks. Juhul, kui kointegratsiooni ei leita, jäädakse VAR mudeli juurde.

Esimeses peatükis antakse ülevaade krüptovarade ajaloost ning klassifikatsioonist. Lisaks uuritakse krüptovarade koosliikumise mustreid varaklassi siseselt ning ka varaklasside vaheliselt. Teises peatükis antakse ülevaade kasutatud andmetest ning meetodikast. Kolmandas peatükis antakse ülevaade koostatud mudeli tulemustest ning tehakse järeldused. Esiteks analüüsitakse VAR mudelit kasutades Johanseni põhjuslikkuse testi ning viiakse läbi Johanseni kointegratsiooni test. Juhul kui andmete vahel leitakse pikaajalisi koosliikumise mustreid, viiakse läbi VECM mudeli analüüs.

# 1. TEOREETILINE TAUST NING VARASEMAD EMPIIRILISED UURINGUD

Antud peatükis antakse ülevaade krüptovarade ajaloost ning klassifikatsioonist. Lisaks uuritakse krüptovarade koosliikumise mustreid varaklassi siseselt ning ka varaklasside vaheliselt. Peatükis pööratakse tähelepanu ka varaklasside liigitamisele ning omavahelistele seoste olemasolule. Ülevaade antakse ka varasematest empiirilistest uuringutest, mis on keskendunud krüptovarade olemuse ja integratsiooni uurimisele.

## 1.1. Kirjanduse ülevaade

### 1.1.1 Traditsiooniliste ja alternatiivsete varaklasside olemus ning riskide klassifikatsioon

Traditsiooniliste varaklasside definitsioon varieerub allikast allikasse. Jaggi jt (2011) portfelli optimeerimise uuringutes klassifitseeriti traditsiooniliste varaklasside alla järgmised varad: võlakirjad, aktsiad, toorained (*commodities*), kinnisvara, raha ja selle ekvivalendid ning arenevate turgude väärtpaberid. Olenevalt instrumendist liigitatakse toorained ja kinnisvara ka alternatiivsete varaklasside hulka. Alternatiivsed varaklassid eristuvad traditsioonilistest järgmiste tunnuste alusel (Chopra & Mehta, 2022):

1. Traditsiooniliste varaklassidega on nõrk korrelatsioon;
2. Omab kõrget riskiprofiili ning selle võrra on ka oodatud tulusus suurem;
3. Üldiselt väga spetsiifiliste teadmistega investorid/institutsionaalsed investorid.

Antud töös lähtutakse Blackrock (2023) varade klassifikatsioonist ning liigitatakse toorained ja kinnisvara alternatiivsete varaklasside hulka.

Silvennoinen ja Thorp (2013) leidsid korrelatsiooni ja sensitiivsuse analüüsi abil, et toorainete, aktsiate ja võlakirjade koosliikumine on ajas suurenenud ehk hajutamise omadus vähenenud, samuti on kriisiolukorras erinevad varaklassid rohkem omavahel integreeritud. Tänu leitud trendile on hakatud uurima, kas krüptovarad on portfellis kui “turvaline varjupaik” (*safe haven*).

Portfellis saab varaklassi liigitada kolmel viisil. Esimeseks on hajutaja (*diversifier*) ehk vara, mis on teisega positiivselt kuid mitte täielikult korrelatsioonis. Teiseks on maandaja (*hedge*), kus kahe vara vahel ei esine korrelatsiooni või on see negatiivne. Kolmandaks on turvaline varjupaik (*safe haven*), kus varaklass ei oma korrelatsiooni või on see negatiivne teise vara/terve portfelli suhtes ka turušoki ajal. (Baur & Lucey, 2010) Piplack ja Straetmans (2010) uuring keskendub varaklasside vahelise integratsiooni uurimisele USA turu näitel. Vaatluse all on viis varaklassi - aktsiad, võlakirjad, valuuta, toorained ja kinnisvara. Sarnaselt Silvennoinen ja Thorp (2013) uuringuga leiti, et varaklasside vaheline integratsioon, näiteks aktsiate ja võlakirjade, on ka kriisiolukorras väiksem kui varaklasside sisene (näiteks erinevate aktsiaindeksite vaheline) integratsioon, küll aga on hajutamise kasulikkus kriisi ajal väiksem, sest turud on tihedamalt omavahel seotud. Erandiks võib tuua kulla, mis on ajalooliselt olnud teiste varaklassidega võrreldes vähem volatiilne ning omab väiksemat integratsiooni turuga. Ciner jt (2013) leidsid GARCH mudeli abil, et nii USA kui ka UK turul on aktsiaturu maandajaks võlakirjaturg, vähemalt vaadeldes keskmist tulemust, ning kuld on valuutakursi fluktuatsioonide maandajaks.

Investorid on turul avatud kahte tüüpi riskidele - süstemaatiline ning spetsiifiline risk. Süstemaatiline risk hõlmab suurt varade gruppi, see tähendab turgu tervikuna ning spetsiifiline risk mõjutab spetsiifilist vara (varaklassi). Hajutamise teel on võimalik maandada riske, kuid mitte neid täielikult elimineerida. (Markowitz, 1952) Idiosünkraatiliselt ehk spetsiifiliselt riski ei mõjuta süstemaatiline risk (Bali *et al.*, 2005).

### **1.1.2 Krüptovarade funktsioon maksevahendina**

Krüptovarad on võrdlemisi uus varaklass, mida vaadeldakse teatava umbusaldusega. Küll on aga krüptovarade turukapitalisatsioon kasvanud hoogsalt (Adrian & Griffoli, 2019). Esimese teadaoleva artikli krüptovarade teemal avalikustas Nakamoto (2008). Artiklis tutvustati krüptovarade konsepti kui võimalust teostada rahalisi tehinguid ilma tsentraalse finantsinstitutsioonita, kuid see ei põhineks vaid usaldusel. Esialgses uuringus vaadeldi lähemalt kinnitatud ajatempli (*timestamp*) digitaalsete kirjade tehnoloogilist lahendust. Välja pakutud süsteem hõlmab *peer-to-peer* võrgustikku, milles jäädvustatakse tehingute ajalugu (tulevikus blokiahel), mille ahelaid oleks võimalikult raske manipuleerida. Salem jt (2008) täiendasid uuringuid blokiahela süsteemi ülesehituse viiside teemal ning järeldasid, et blokiahel on üks paremaid viise lahendada usalduse probleem detsentraliseeritud finantsturul. Antud blokiahela võrk peab olema üles ehitatud lineaarselt ja kronoloogilises järjekorras. Tänu nendele omadustele

on keeruline andmetega manipuleerida ning süsteem on läbipaistev, sest ükski keskne võim ei saa seda mõjutada. Tänu eelmainitud omadustele on arutletud ka krüptovarade kasutuselevõttu riikliku maksevahendina. Aastal 2019 arutati Maailma Majandusfoorumil 2008 aasta Zimbabwe hüperinflatsiooni. Seetõttu, et Zimbabwe keskpank oli lasknud ringlusesse liigselt raha, loobuti kohalikust valuutast ning asendati see USA dollariga. Antud muudatus aga usaldust ei suurendanud, sest otsustusõigus raha printimiseks oli siiski valitsusel ja keskpangal. Esmakordselt pakuti lahenduseks kasutusele võtta detsentraliseeritud valuuta, kus tehingute võrgustik on avalikult nähtav, krüptovarade pakkumine piiratud ja süsteem läbipaistvam kui traditsioonilise FIAT lahenduse puhul. Antud süsteemiga sooviti tõsta Zimbabwe valitsuse usaldusväarsust. Muudatust pole aga siiani sisse viidud. (Kembo, 2019) Antud otsus oleks andnud suure tõuke krüptovarade maksevahendiks tunnustamise suunas. Vaatamata sellele, ei saa võtta hetkel krüptovarasid FIAT valuuta asendajatena kasutusele nende volatiilse olemuse tõttu. Krüptovarad suudavad täita vaid ühte monetaarset rolli, milleks on vahetusvahend. Läbiviidud uuringu tulemusena leiti, et uuritud krüptovaradest suudab ainult bitcoin täita ka väärtushoidja rolli tänu võrdlemisi stabiilsele nõudlusele turul. (Ammous, 2018)

Blokiahela väljatöötamist peetakse krüptovarade edukuse võtmeks (Malladi, 2022). Tänapäeval saab välja tuua viis blokiahela põhilist tunnust (Ammous, 2018):

1. Muutumatus - alati hoitakse mitu blokiahela koopiat (kõigil seotud osapooltel), seega ei saa üks osapooltest omavoliliselt muutusi blokiahelasse sisse viia;
2. Turvalisus - asümmeetrilise krüptoloogilise probleemi lahendamine blokiahela muutmiseks on praktikas väga keeruline, kui mitte võimatu;
3. Kontroll - kõik asjaosalised saavad reeglitest kinnipidamist jälgida;
4. Vastupidavus - blokiahela informatsioon on kättesaadav ka siis, kui enamik seotud osapooli ei ole võrguühenduses;
5. Läbipaistvus - kõikidel seotud osapooltel on ligipääs tehingute informatsioonile.

Antud tunnused aitavad krüptovarasid hoida detsentraliseeritult, kuid tehingute usaldusväarsus on tagatud. Samuti jaotuvad blokiahelad avalikeks (detsentraliseeritud, osaleda saavad kõik), era blokiahelateks ning konsensuslikeks, millest viimased kaks on osaliselt või täielikult tsentraliseeritud (PwC, 2017).

### **1.1.3 Krüptovarad kui eraldi varaklass investeerimismaailmas ning varasemad kointegratsiooni uuringud**

Mitmed uuringud püstitavad küsimuse, kas krüptovarasid saab vaadelda kui eraldi varaklassi. Poolt argumendina tuuakse, et krüptovarasid ostes ei osta investor elektroonilist valuutat kui sellist vaid tehnoloogiat selle taga. Vastuargumendiks on näiteks see, et krüptovara väärtuse määratleb investori hinnang turul, millel puudub otsene baasväärtus (ei hinnata tehnoloogia maksumust seal taga). Hayes (2017) leidis kulu efektiivsuse mudeli abil, et Bitcoin marginaalhinda kujundab krüpto kaevandamise maksumus. Seega tehnoloogia areng, mis lihtsustab kaevandamist, elektrihindade langus ja teised sarnased muutused vähendavad krüptovarade hinda turul. Seega mängib blokiahela tehnoloogiline keerukus vähe rolli hinna kujunemisel, kuid blokiahela keerukusest sõltub kaevandamise protsesside alla minev ajaline ning rahaline kulu, millest olulisim on elektrienergia kulu. Seejuures leiti Bianchi jt (2020) uuringus, et lisaks relatiivsele tootmishinnale on oluliseks hinnakujundajaks turul ka mineviku tootlus. Balcilar jt (2017) leidsid, et mittelineaarse mudeli abil on võimalik prognoosida mineviku kauplemissahu abil tulevast tootlust.

Tänu krüptovarade populaarsuse suurele kasvule (Adrian & Griffoli, 2019), peavad turuosalejad hakkama üha enam teadvustama krüptovara turgudel toimuvate šokkide mõju teistele varaklassidele. Kõige tulemuslikum volatiilsuse ülekandumise ja krüptoturgude integratsiooni uurimiseks kasutatav mudel on vektor autoregressiivne mudel ning vektor veaparandusmudel, mida on kasutanud oma uuringutes näiteks Malladi (2022), Ji jt (2016) ning Malladi ja Dheeriya (2021). Malladi (2022) leidis, et krüptovarade päevasele tootlusele mõjub enim S&P500 aktsiaindeksi tootlus ning kulla tootlus. Malladi ja Dheeriya (2021) uuringus põhjuslikku mõju ei leitud. Lisaks on uuritud volatiilsuse ülekandumist krüpto varaklassi siseselt VAR ja SVAR (struktuurne autoregressiivne mudel) mudeli abil (Huynh, 2019). Alternatiivselt on uuritud krüptovarade volatiilsust ka GARCH (generaliseeritud autoregressiivne konditsionaalse heteroskedastiivsuse mudel) ning GARCH-MIDAS (*mixed-data-sampling*) mudelite abil (Chu *et al.*, 2017), (Conrad *et al.*, 2018). Antud uuringute valguses hinnatakse krüptovarade kui hajutaja integratsiooni teistesse traditsioonilistesse ja alternatiivsetesse varaklassidesse, et mõista, kas seos on statistiliselt oluline ning hinnata krüptovarade kui riski hajutaja omadusi.

### **1.1.4 Krüptovarade olemus ning hinna volatiilsuse kujunemine**

Krüptovarad on tuntud oma volatiilse iseloomu poolest, tänu millele on paljud investorid krüptovarade portfelli kaasamist vältinud (Andrianto & Diputra, 2017). Vaatamata sellele, tuleb

arvestada krüptovarade kõikumise mõju teistele varaklassidele, et mõista krüptovarade kaudset mõju ka siis, kui antud varaklass portfelli kaasatud ei ole.

Krüptovarasid tabavad tugevad hinnakõikumised, mida võivad põhjustada mitmed tegurid. Nende hulgas on näiteks nõudlus ja pakkumine turul, regulatiivsed muudatused ja teised välised tegurid. (Tong *et al.* 2022) Tugevaks krüptovarade volatiilsuse suunajaks on piiratud pakkumine turul. Näiteks Bitcoin'i puhul on turul kindel pakkumine ehk münte (*coin*) ei saa juurde luua, mis omakorda tõstab krüptovarade nõudlust. Suurenenud või vähenenud nõudlus omab suurt mõju krüptovarade volatiilsusele. (Hayes, 2017)

Tong *et al.* (2022) leidsid mitmete empiiriliste analüüside tulemusel, et Bitcoin'i volatiilsus on ajas muutuv ning koonduv (*clustering*), lisaks sellele on volatiilsus varaklassi siseselt tugevas omavahelises korrelatsioonis. Krüptovarasid iseloomustavad ka “pika mälu” kõikumised, mis on olemuselt kaootilised ehk ei allu juhusliku protsessi teooriale. Juhusliku protsessi teooria käsitleb juhuslikke muutuseid ajas ning nende esinemise tõenäosuseid. Protsessile allumatus väljendub selles, et süsteemi käitumine ei ole stohhastiline ehk juhuslik. (Øksendal, 2006) Seega on krüptovara hinna kõikumine sageli ettearvamatu. Guindy (2021) leidis, et lisaks klassikalistele instrumendi volatiilsuse mõjuritele, peavad krüptovarasid investeerijad suurt tähelepanu pöörama ka ebastandardsetele infoallikatele nagu sotsiaalmeedia. VAR mudeli analüüsi tulemusena leiti, et investorite tähelepanu, see tähendab krüptovara sotsiaalmeedias jälgimine ning selle kohta uudiste jagamine, omab suurt mõju vara volatiilsuse kujunemisel. Uudised sotsiaalmeedias ning teistel platvormidel ei mõju kõigile krüptovaradele sarnaselt. Katsiampa (2019) leidis BEKK mudeli abil, et erinevate krüptovarade puhul esineb heade ja halbade uudiste korral konditsionaalse volatiilsuse šokkides asümmeetria. Uudiste tugevat mõju täheldab ka Fang jt (2020) artikkel, milles tuuakse välja investori tunnetusliku määramatuse mõju krüptoturu volatiilsusele ning seetõttu kaasatakse mudelisse tavalise volatiilsusindeksi (VIX) asemel uudistest mõjutatud volatiilsuse indeks (NVIX). Ka Baur ja Dimpfl (2018) kinnitasid uue informatsiooni suurt mõju krüptovarade volatiilsusele, mida juhivad irratsionaalsed ‘mürast’ mõjutatud investorid. Seega tõuseb positiivsete šokkide järel ka hinna volatiilsus rohkem kui negatiivsete šokkide tagajärjel ehk esineb asümmeetriline volatiilsus. Antud uuringutest selgub, et krüptovarade tootluse prognoosimine on lihtsam, kui volatiilsuse, kuid täpsemaks prognoosimiseks peab hindama lisaks mineviku turunäitajatele ka igapäevast uudiste voogu – seda ka sotsiaalmeedias.

### 1.1.5 Manipulatsioon krüptoturgudel

Turuhinna manipulatsioon viitab igale tegevusele, mis moonutab või sekkub finantsturgude vabasse ja õiglasesse toimimisse. See hõlmab tavaliselt turutingimuste tahtlikku manipuleerimist või vale/eksitava teabe levitamist turvalisuse või kauba hinna mõjutamiseks. (FCA, 2022)

Tänu oma innovaativsusele ja detsentraliseeritud olemusele, on krüptovarade turg väga haavatav turumanipulatsioonide poolt. Antud tegevus tekitab kunstlikult turul nõudluse, mille tagajärjel on näha moonutatud hinnaliikumist. (Gold & McBride 2019) Manipulatsioonide tagajärjel võib olla keeruline tuvastada krüptovarade ning teiste traditsiooniliste ja alternatiivsete varaklasside koosliikumise mustreid. Selleks, et paremini mõista krüptoturu volatiilset iseloomu, on oluline mõista, miks on krüptovarad tunduvalt rohkem vastuvõtlikud turumanipulatsioonidele kui pikema ajalooga varaklassid ning kuidas antud manipulatsioonid mõjutavad turu liikumist.

Krüptoturgudel nagu ka teistel finantsturgudel esineb turumanipulatioone. Krüptovarade detsentraliseeritus ja anonüümsus muudab pettuste tegemise lihtsamaks eriti krüptode puhul, mille turukapitalisatsioon on madal. Gandal jt (2018) uurisid lähemalt suure hinna volatiilsuse tagamaid. Vaadeldi Bitcoinit juhtumit 2013. aastal, mil põhiline kauplemisskeem toimus lehel Mt. Gox. Uuringu tulemusena selgus, et kahe osapoole kauplemisskeem tõstis 2013 aastal hinda keskmiselt 4% päevas ning aasta lõpus oli USA dollari ja Bitcoinit vahetuskurs 1000\$ (aasta algul 150\$). Ka tänapäeval on krüptoturud väga avatud manipulatsioonidele. Põhiliseks pettusliigiks on 'pump and dump', mille eesmärgiks on läbi tehingute ja sotsiaalmeedia hind võimalikult kõrgeks ajada ning seejärel oma suur osalus maha müüa. Tänu nõrgalt reguleeritud turule loodetakse suurema turukapitalisatsiooniga krüptovarade puhul, et suuremad osalejad oskavad riske hinnata ja neid tehingutega reguleerida. Morgia jt (2023) avastasid uuringut läbiviies üle 100 erineva grupi sotsiaalmeedia platvormidelt nagu Telegram ja Discord, mille eesmärgiks oli läbi viia krüptoturul 'pump and dump' skeeme.

Teine tuntud skeem on *spoofing*. *Spoofingu* käigus tehakse suuri ostu- ja müügipakkumisi, et manipuleerida pakkumise-nõudluse kõverat. Seejärel pakkumine tühistatakse, kui hind on vastavalt turuootuste muutusele liikunud sobivas suunas. (Gold & McBride 2019) Antud muster viib hinnakõikumiseni, mis on tingitud väärtalt loodud nõudluse ja pakkumise ootusest turul.

Kolmandaks skeemiks on *wash trading*. *Wash trading* hõlmab tihedat ostu- ja müügitehingute teostamist, et viia turu kauplemisskeem kunstlikult kõrgele. Antud tehnika muudab turu näilikult likviidsemaks, mis innustab ka teisi investoreid turule sisenema. Suurem



kauplemissaktiivsus viib vara hinna üles. (Morgia *et al.*, 2020) Tagajärjed on sarnased *pump and dump* skeemile ehk kui turumanipuleerijad tegevuse lõpetavad langeb hind turul järsult. Antud näited illustreerivad krüptoturgude volatiilsuse prognoosimise ja koosliikumise mustrite leidmise keerukuse põhjuseid.

### 1.1.6 Mullid krüptoturgudel ning šokkide ülekandumine

Krüptoturu mõistmiseks ja suhete leidmiseks traditsiooniliste varaklassidega on oluline mõista antud turgude ühiseid jooni. Üheks neist on ka mullide kujunemine turul, mis tekivad tänu manipulatsioonidele turul ja osapoolte irratsionaalsetele ootustele. Krüptoturg on oma lühikese ajaloo jooksul läinud läbi mitme mulli faasi, mille tulemusena on turul hinnad järsult tõusnud ning mulli purunedes langenud. Üheks näiteks krüptoturu mulli tekke tendentsist on 2017. aasta, mil suurima turukapitalisatsiooniga krüptovara bitcoini turuhind langes mõne kuuga 20 000 dollarilt 4000 dollarini. Antud mulli tekkele aitasid kaasa uudised, spekulatsioon, lihtne juurdepääs turule ja tugev võimendus. (Yi *et al.*, 2018)

Kyriazis jt (2020) analüüsisid bitcoini mulliefekti ning leidsid, et ajavahemikus 2013-2017 on bitcoin läinud läbi mitme mulli-faasi. Antud efekti on märgatud ka teiste krüptovarade puhul. Põhjusteks toodi välja investorite liigne enesekindlus ning irratsionaalne käitumismuster. Seetõttu, et krüptovarade kasutamine on detsentraliseeritud, on lihtne jääda kasutajana anonüümseks, mis toob kaasa ka krüptovarade kuritegeliku kasutamise näiteks tumeveebis (*dark web*). Seega võib esineda krüptoturul negatiivseid šokke, mida tavakasutaja ei mõista. Fry ja Cheah (2016) töid välja, et enamasti lõpetavad bitcoini mulli eksogeensed šokid. Nendeks olid näiteks mustal turul tegutseva lehekülje Silk Road sulgemine 2013. aasta oktoobris ning ka Hiina krüptovarade keelustamine finantsinstitutsioonides sama aasta detsembris.

Erinevad krüptovarad mõjutavad ka teineteist ning esineb šokkide ülekandumine ühelt *coinilt* teisele. Yi jt (2018) uurisid erinevate krüptovarade seotust, et mõista, kas tänu suurimale turuosale on bitcoin domineeriv *coin* turul ehk selle šokid on enim mõjusad. Uuringus vaadeldi 52 erinevat krüptovara perioodil 2013-2018. Tulemusena leiti, et krüptovarad on omavahel tugevas seoses, kuid turukapitalisatsioon ei mängi suurt rolli turu šokkide ülekandumisel. Seega ei saa pidada bitcoini kindlaks turuliidriks ning on ka väiksema turuosaga *coine*, millelt kanduvad üle märkimisväärsed volatiilsuse fluktuatsioonid. Antud uuringut kinnitab ka Bouri jt (2018) artikkel, milles täheldati negatiivse šoki kandumist ühelt *coinilt* teisele, kuid toodi välja, et ülekandumine ei pruugi toimuda suurima turuosalusega *coinilt* väiksemale. Seega on krahhi tõenäosus turul

suurem, kui mõni üksik *coin* on hetkel krahhi seisus. Seega mõjutab eksogeenne šokk viitajaga vähemal või suuremal moel kõiki krüptovarasid.

## **1.2. Krüptovarade seos traditsiooniliste ja alternatiivsete varadega**

Optimaalse portfelli loomiseks on oluline mõista erinevate varaklasside omavahelist kointegratsiooni, et riskid võimalikult palju hajutada. Tänu krüptovarade uudsusele on oluline uurida, kuidas mõjutavad traditsiooniliste varaklasside šokid krüptovarasid ning ka vastupidi, et teha finantsturgudel võimalikult informeerituid otsuseid.

### **1.2.1 Krüptovarade integratsioon traditsiooniliste varaklassidega**

FIAT valuutat, S&P500 indeksit ning USA püsiva tähtajaga 10-aastast võlakirja võib pidada USA finantsmõõdikute alustaladeks. S&P500 aktsiaindeks võetakse tihti võrdlusaluseks portfelli tootluse hindamiseks ning püsiva tähtajaga 10-aastane võlakiri on riskivaba tootlusega investeringu mõõdupuuks. FIAT valuuta on Ameerika Ühendriikide puhul USA dollar, mida väljastab keskpang ehk USA-s FED (*Federal Reserve System*). FIAT valuuta ei ole millegi poolt tagatud (nt väärismetalli) ning töötab maksevahendina riigi, keskpanga ja rahva omavahelisel usaldusel. USA dollari indeks järgib USA dollari liikumist teiste välisvaluutade suhtes. Nende hulka kuuluvad euro, Jaapani jeen, Briti nael sterling, Kanada dollar, Rootsi kroon ja Šveitsi frank, millest osakaalult suurim on euro (57%). Antud indeksit arvutab Intercontinental Exchange (ICE). (ICE, 2022)

Aktsiaturgude ja FIAT valuuta (USA puhul dollar) koosliikumist ja volatiilsuse ülekandumist on täheldatud mitmete uuringute puhul (Malladi, 2022), (Conrad et al., 2018). Lisaks on leidnud kinnitust FIAT valuuta ja bitcoini kointegratsioon pikas perspektiivis. (Bouri et al., 2018) Antud nähtust seletati investorite tendentsiga kaitsta end FIAT valuuta fluktuatsioonide (halvimal juhul tsentraliseeritud finantssüsteemi kokku kukkumise eest) läbi detsentraliseeritud krüptovaradesse investeerimise. Thampanya jt (2020) hindasid kulla indeksi, bitcoini ja aktsiaturgude asümmeetrilist koosliikumist perioodil 2013-2019 kasutades nii lineaarset kui mitte-lineaarset ARDL (*autoregressvive distributed lag framework*) mudelit. Leiti, et kulla ja aktsiaturu ning krüptovara ja aktsiaturu korrelatsioon on üldjoontes positiivne ning kummalgi varal ei ole aktsiaturu suhtes tugevat riskimaandamise efekti - kuid, et Bitcoin oleks aktsiaturule hea hajutaja. Lisaks käitub Bitcoin nädala lõikes aktsiaturule (spetsiifiliselt Asia Pacific aktsiatele) kui "turvaline varjupaik", päevases lõikes on Bitcoin liiga volatiilne.

Krüptovarade ja traditsiooniliste varaklasside vahel esineb ka vastupidine seos. Malladi (2022) uuris VECM, OLS, REM, ja FEM mudelite abil Bitcoin'i volatiilsust mõjutavaid tegureid. Üheks uuringu järelduseks on, et krüptovarade tootluse kõige olulisemad määravad on arenevate turgude aktsiaindeks, S&P 500 aktsiaindeks, kulla tootlus, igapäevase tootluse volatiilsus ja VIX. Conrad *et al.* (2018) jõudsid S&P 500 indeksi puhul sarnasele tulemusele Malladi (2022) uuringuga. Leiti, et S&P 500 realiseeritud volatiilsus omab väga tugevat negatiivset mõju bitcoin'i pikaajalisele volatiilsusele ning riskipremial on suur positiivne mõju bitcoin'i pikaajalisele volatiilsusele. Samuti on Balti kuivindeksi ja bitcoin'i pikaajalise volatiilsuse vahel märkimisväärne positiivne suhe, kuid kauplemismahu vahel negatiivne suhe. Sarnaselt eeltoodud uuringutele, leidis Sovbetov (2018), et S&P 500 indeksil on pikaajalises vaates mõju nii bitcoin'ile, ethereumile kui ka litecoin'ile, lühiajaliselt võib seos osutada negatiivseks.

Lavelle *et al.* (2021) sidus DCC mudeli abil bitcoin'i ja agregeeritud krüptoturu traditsioonilise varaklassidega nagu S&P 500, kulla indeks, USA võlakirja indeks jne. Ootamatuks avastuseks antud töös on, et krüptovara on USA dollari jaoks rohkem hajutaja kui maandaja. Antud leid läheb vastuollu investorite käitumisega, kes läbi krüptovarade kasutamise soovivad maandada FIAT valuuta (riiklik seaduslik maksevahend) odavnemise riske ning kaitsta end inflatsiooni ja traditsioonilise finantssüsteemi kokku kukkumise eest. Ka teised uuringud on kinnitanud Lavelle jt (2021) uuringut, kus leiti, et USA 10-aastane võlakiri on pikas perspektiivis seotud bitcoin'iga, mis võib olla seotud investorite sooviga kaitsta end inflatsiooni eest. Malladi ja Dheeriya (2021) teostasid uuringu VAR mudeli põhjal ning uurisid globaalsete aktsiaturgude ja kulla tootluste mõju bitcoin'i tootlusele. Antud mudelis põhjuslikku mõju ei leitud, siiski on väiksema turukapitalisatsiooniga krüptovarad rohkem mõjutatud traditsiooniliste varaklasside tootluse muutusest. Antud leid põhjendab vajadust uurida krüptovarade suhet teistesse varaklassidesse agregeeritud kujul, et mõista kogu mõju ulatust. Malladi ja Dheeriya (2021) uuringut kinnitab ka Rehmani ja Vo (2020) uuring, mis näitab küll seost kulla ja kõikide uuritud krüptovarade vahel, kuid tulemus on statistiliselt ebaoluline.

Antud uuringud vihjavad sellele, et krüptovarade ja klassikaliste varade vahel ilmneb seos, kuid krüptovara liikumine võib olla suures osas etteaimamatu ning mõjutatud subjektiivse informatsiooni poolt.

Pangfei jt (2019) uurisid, kas krüptovarasid saab pidada uueks "turvaliseks varjupaigaks" hajutamaks süstemaatilist riski. Artiklis vaadeldi 973 krüptovara ning 30 globaalset turuindeksit. Leiti, et enamiku globaalsete turuindeksite jaoks on krüptovara kui "turvaline varjupaik" ning selle

tunnusjooni on enim märgata arenenud turgudel ning likviidsema ja suurema turukapitalisatsiooniga krüptovarade seas. Sarnase seose leidis ka Feng jt (2018), kus toodi välja konditsionaalse VAR mudeli abil, et enamiku globaalsete turuindeksite ning lisaks ka kulla ja naftaga pole kaks suurimat krüptovara (bitcoin ja ethereum) korrelatsioonis. Vastupidiselt Pengfei jt (2019) uuringule, leidsid Conlon jt (2020), et COVID-19 pandeemia ajal ei oma Bitcoin ja ethereum “turvalise varjupaiga” efekti ning pigem suurendavad riski. Ainsaks indeksiks, mille suhtes käituvad eelmainitud krüptovarad “turvalise varjupaigana” on CSI300 (indeks, mis koondab 300 enim Shanghai aktsiaturul kaubeldavat aktsiat) indeks, mille puhul täheldati, et maksimaalseks allokatsiooniks portfellis oleks bitcoin 16% ja ethereum 14%. Üle nende määrade tekitab krüptovara portfellis liigset volatiilsust.

Antud ülevaade tõstatab vajaduse uurida krüptovarasid kui uut riskide maandajat portfellis. Vaatamata kõrgele volatiilsusele (Tong *et al.*, 2022) on leitud, et krüptovaradel võib olla maandavaid omadusi teiste globaalsete turuindeksite suhtes eriti kriisi perioodil (Pangfei *et al.* 2019), (Feng *et al.*, 2018). Traditsiooniliselt on vaadeldud kulda kui “turvalist varjupaika” turul, kuid Silvennoinen ja Thorp (2013) ning Piplack ja Straetmans (2010) leidsid, et varaklasside vaheline koosliikumine on ajas süvenenud ning suurem koosliikumine esineb ka kriisi perioodil. Seetõttu tasub riskide hajutamiseks uurida teiste alternatiivsete varaklasside koosliikumist turuga.

### **1.2.2 Krüptovarade integratsioon alternatiivsete varaklassidega**

Kulda on ajalooliselt peetud portfellis “turvaliseks varjupaigaks”, vaatamata sellele on täheldatud traditsiooniliste ja alternatiivsete varaklasside turgude integratsiooni suurenemist ajas, mis vähendab hajutamise mõju ning kulla “turvalise varjupaiga” efekti (Silvennoinen & Thorp 2013). Mitmed uuringud on kinnitanud kulla ja toornafta turgude koosliikumist. Antud tendents võib tuleneda sellest, et investorid peavad mõlemaid “turvalise varjupaiga” investeringuteks. (Narayan *et al.*, 2013) Eelmainitud varaklasside seotust krüptoturuga on nii kinnitatud kui ka ümberlükatud. Guesmi jt (2019) leidsid, et nafta, kulla ja arenevate riikide aktsiate portfellis mõjub bitcoin kui riski maandaja. Vastupidiselt leidsid Feng jt (2018), et kuld ja nafta on kriisiolukorras krüptovaradega korrelatsioonis. Lisaks sellele leidsid Elsayed jt (2022), et volatiilsuse juhtijaks krüptoturul on investorite ebakindlus ning volatiilsus kandub üle läbi määramatuse indeksite ka kulla hinda. Antud uuringud seavad krüptovarad kui hajutajad küsimärgi alla. Bouri jt (2017) analüüsisid ARDL mudeli abil bitcoini ja kulla vahelisi seoseid. Tulemuseks leiti, et nende vahel esineb asümmeetriline ja mitte-lineaarne seos, antud tulemust kinnitab ka Thampanya jt (2020) uuring. Samuti kinnitati, et krüptovarade turg ei ole ülejäänud finantsturgudest eraldatud, vaid

esinevad sarnased koosliikumise mustrid, mis aga ei vähenda krüptovarade rolli riski maandajatena.

Ji jt (2019) uurisid krüptovarade ja toorainete sealhulgas nafta ja kulla informatsiooni ülekandumise efekti. Uurides nii dünaamilisi kui ka staatilisi mudeleid jõuti järeldusele, et kõige tugevam informatsiooni ülekandumine toimub energiasektori ja bitcoini vahel, suhe on nõrgim kullaga. Sarnasele tulemusele Ji jt (2019) artikliga jõudsid Huynh jt (2020), kes uurisid spetsiifiliste krüptovarade ehk 14 erineva krüptovara koosliikumist nafta turuga. Kasutades lineaarset korrelatsioonimudelit tulemust ei leitud, kuid rakendades dünaamilisi mudeleid leiti, et üle poolte vaatluste korral esines informatsiooni kandumine nafta turult krüptoturule, kahe krüptovara - bitcoini ja dashi puhul oli ülekandumine kahesuunaline.

Nafta turuhinna fluktuatsioonid mõjutavad otseselt või kaudselt kõigi teiste varaklasside turu volatiilsust (Kang & Yoon, 2014). Okorie ja Lin (2020) teostasid nafta hinna ja krüptovarade koosliikumise uuringu VAR-MGARCH-BEKK mudeli abil, mille tulemusena leiti, et krüptovarade ja nafta vahel esineb nii kahesuunaline kui ka ühesuunaline (nafta turult krüptoturule) volatiilsuse ülekandumine. Lisaks leiti, et nafta on krüptovarade portfelli suhtes hajutaja, vastupidist efekti ei leitud. Eelmainitud uuringut kinnitas ka Ghazani ja Khosravi (2020) artikkel, milles uuriti nafta hinna ja krüptovarade vahelist ristkorrelatsiooni. Mudeli tulemusena esines kõige tugevam multifraktaalsus kahe krüptovara vahel, milleks olid ethereum ja ripple, tugevuselt teiseks seoseks oli etherumei ja nafta indeksi (WTI *crude oil*) suhe. Multifraktaalsuse esinemine viitab mitmemõõtmeliste "turbulentside" esinemisele vaadeldavate üksuste vahel (Yamada, 2006).

Kurka (2019) artiklis uuriti ülekande mehhanismi šokke traditsiooniliste varaklasside ning bitcoini vahel. Uuringu läbiviimiseks kasutati RV (realized variance) mudelit. Uuringu põhiliseks järelduseks on, et bitcoini hajutamise/maandamise omadused traditsiooniliste varade suhtes esinevad tingimusteta. Ainsaks vastuargumendiks on bitcoini tabavate idiosünkraatiliste šokkide suur arvukus ning oluline ajaliselt tingimuslik sissevoolu suurenemine. Samuti leiti, et bitcoini tabavad šokid mõjutavad teisi varaklasse, eriti tooraineid ja aktsiaid. Yin jt (2018) kinnitasid ka vastupidist seost. Negatiivsed šokid nafta turul toovad kaasa suurema määramatuse tunde investorites finantsturgudel ning seeläbi suurendavad krüptovarade atraktiivsust. Seega mõjuvad nõudlusšokid nafta turul krüptovarade pikaajalisele volatiilsusele negatiivselt ning pakkumisšokid positiivselt.

Vastupidiselt leidub ka uuringuid, mis on krüptovarade seose traditsiooniliste/alternatiivsete varaklassidega ümber lükanud. Näiteks uuris Trabelsi (2018) bitcoini ja teiste varaklasside vahelist seost. Võrreldes Kurka (2019) uuringuga, ei leitud olulist ülekandumise efekti bitcoini ning teiste varaklasside vahel, seega järeldati, et krüptovara peaks käsitlema kui eraldi finantsinstrumenti, millel on väga vähe või pole üldse süstemaatilist riski, mis suurendab antud varaklassi atraktiivsust investorite silmis. Tarbelsi (2018) uuringut kinnitab ka Corbet et al (2018) artikkel, mille kohaselt on krüptovarad üksteisega tihedalt seotud, kuid on erineva käitumisega teiste varaklasside suhtes, kuid omavad nendega siiski sarnaseid seotusmustreid. Sarnaselt eelmainitud uuringutele olid Bianchi jt (2020) artikli põhilised järeldused, et päevases vaates puudub statistiliselt oluline korrelatsioon krüptovara ja traditsiooniliste varaklasside vahel. Samuti ei esine krüptovaradel seost ka teise makroökonomiliste näitajatega nagu inflatsioon.

Krüptovarade seost toorainetega nagu näiteks kuld ja nafta on kinnitatud nii (Okorie & Lin, 2020), (Ji et al., 2019) ja paljud teised, samuti on seda seost ka ümber lükatud (Tarbelsi et al., 2018), Corbet et al., 2018). Tänu sellele, et krüptovarad varaklassi siseselt käituvad erinevalt ning varaklass ise on olemuselt küllaltki volatiilne, sõltuvad uuringute tulemused paljuski vaatlusperioodi, mudeli ja sisendite valikust. See omakorda soosib uute uuringute läbiviimist, et soodustada portfelli koostamisel analüüside adekvaatsust ja seoste õiget tõlgendamist.

Lisaks eeltoodud seostele alternatiivsete varaklasside ja krüptoturu vahel, on leitud seoseid ka kinnisvara turu ja krüptovarade turu liikumises. Aboluwodi jt (2022) leidsid, et kinnisvara- ja krüptoturgude vahel esineb kointegratsioon Aafrika turgudel. Autorid viitavad sellele, et seos võib tuleneda sellest, et mõlema varaklassi puhul on tegemist alternatiivse investeringuga ning turul saab antud varaklasse kasutada inflatsiooni või turu volatiilsuse kaitsena. Lisaks sellele avastati, et seos on tugevam COVID-19 pandeemia eel kui järel. Antud seost on aga uuritud võrdlemisi vähe. Kinnisvara indeksi ja krüptovarade seose uurimine on aga oluline, sest esiteks saab kointegratsiooni esinemise abil teha eelduse, et ühe turu tõustes tõuseb/langeb viitajaga ka teine turg. Teiseks saab välja tuua ühe turu kaitseefekte teise turu liikumise suhtes. Seega nagu ka traditsiooniliste varaklasside puhul, on uuringuid, mis kinnitavad krüptovarade seost alternatiivsete varaklassidega kui ka lükkavad neid ümber. Iga uuringu puhul on oluline vahet teha ka valitud indeksitel, ajaperioodil ning analüüsitaval mudelil, mis kõik võivad seletada uuringutes esinevaid vastuolusid.

### 1.2.3 Krüptovarad portfellis

Optimaalse portfelli koostamiseks on vajalik analüüsida investori profiili, panna paika nii riski taluvus kui ka tootluse ootus. Strateegiline varade paigutus viitab pikaajalisele investeerimisplaanile ning taktikaline varade jaotus lühiajalisele aktiivsele investeerimisele. Samuti on võimalik kasutada ka dünaamilist varade asetamise plaani, milles võetakse otseselt arvesse eelmise perioodi tulemusi antud perioodi plaani koostamisel. Olenemata valikust on investorite eesmärk üks - saada suurim tootlus vähima riski juures arvestades isiklikku riski-tootluse maatriksit. Tänu krüptovara kõrgele volatiilsusele (Tong *et al.*, 2022), oodatakse ka väga kõrget tootlust. Ajalooliselt on näiteks bitcoini turul kõrget tootlust nähtud 2013. aasta 4% päevas (Gandal *et al.*, 2018). Krüptovaraklassi sisene portfelli on olemuselt sarnane kasvuaktiivsega – neil on positiivse ja negatiivse vahel kõikumine *alpha* (negatiivne *alpha* ehk tootlus on võrdlustasemest [üldjuhul turg] madalam) ja kõrge beeta (risk on võrdlustasemest [üldjuhul turg] kõrgem) (Malladi, 2022). Tänu nendele iseloomulikele tunnustele sobib krüpto varaklass olemuselt rohkem riskialtile investorile.

Krüptovarade varaklassisisesed portfelliid omavad küll sarnast käitumismustrit kui teised varaklassisisesed portfelliid (Malladi, 2022), kuid on keskmiselt võrreldes teiste portfelliidega 27% suurema korrelatsiooniga, seega on krüptoturul hajutamisevõimalused tunduvalt väiksemad kui traditsiooniliste varaklasside turul (Aliu *et al.*, 2021). Eelnevale kirjandusele toetudes võib eeldada, et traditsiooniliste varaklasside ja krüptovarade ühine portfelli võib pakkuda suuremat hajutust samaväärse riski eest.

Andrianto ja Diputra (2017) vaatlesid krüptovarade portfelli lisamise positiivseid külgi. Valimiks võeti mitmed valuutakursid ning globaalsed aktsiaindeksid. Lisaks ka bitcoini, litecoini ja ripple vahetuskursid USA dollari vastu. Uuringust järeldati, et suurema riskitaluvusega investoritel oleks kasulik portfelli kaasata bitcoini vahemikus 5%-20%, et hoida head Sharpe'i suhet. Sharpe'i suhe näitab tootlust võrreldes volatiilsusega üle riskivaba tootluse. Lisaks leiti uuringus, et portfelli, kuhu on kaasatud krüptovarad, võib ületada S&P500 ja Dow Jones indeksfondide tootlust ehk suuremas pildis ületada turu tootlust. Antud uuringut kinnitas ka Eisl jt (2015) artikkel. Uuringus kasutati CVar mudelit varade allokatsiooni optimeerimiseks perioodil 2010-2015. Mudeli tulemusena selgus, et bitcoini kaasamine portfelli sealhulgas ka hästi hajutatud portfelli toob kaasa parema tootluse. Uuringus leiti, et optimaalseks varade allokatsiooniks bitcoini on 1,65%-1,69%. Spetsiifilisemalt vaatlesid ka Guesmi jt (2019) kulla, nafta ning arenevate aktsiaturgude koos

liikumist bitcoiniga. Erinevate laienditega GARCH mudeleid hinnates leiti, et bitcoini kaasamine eelmainitud varadega portfelli langetab märkimisväärsel tasemel portfelli riski, antud tulemusele aitab kaasa bitcoini kõrge keskmine tootlus ning vähene korrelatsioon teiste varadega. Lisaks on bitcoin maandajaks ka lühiajaliste investeeringute suhtes toorainetesse (Akhtaruzzaman, 2020).

Täheldatud on ka vastupidist mõju. Krüpto portfelli riski on võimalik hajutada kaasates sinna aktsiaid, FIAT valuutat ning tooraineid. Esimese puhul vähenes portfelli risk 36% ning teiste puhul vastavalt 30,9% ning 20,8%. Riski-tootluse suhe on kooskõlas traditsioonilise majandusteooriaga ning riski tõustes tõuseb ka tootlus. (Aliu, 2021) Globaalset aktsiaturgu vaadates (vaatluse all USA, Euroopa ja Hiina turg), leidsid Kajtazi ja Moro (2019), et bitcoini lisamine portfelli tõstab portfelli tootlust, kuid ka volatiilsust. Vaatamata sellele paranevad riski-tootluse suhtarvud nagu nt Sharpe'i suhe (ka Andrianto ja Diputra (2017) uuringus), Sortino suhe (eristab volatiilsuse negatiivsest volatiilsusest) ja omega suhe (tõenäosustel põhinev riski-tootluse suhe). Uuritud artiklitest võib järeldada, et krüptovarad on traditsiooniliste varade portfellis hajutajaks, mille mõju tasub agregeeritud kujul uurida. Vaatamata sellele tuleb kriitiliselt hinnata riski, mis lisandub krüptovarade kaasamisel portfelli, eriti 2018. aasta valguses, kus krüptoturu turukapitalisatsioon langes agregeeritult ligi 80% (Coin market chart, 2022).



## 2. ANDMETE JA METOODIKA KIRJELDUS

Antud peatükis antakse ülevaade kasutatud andmetest ning nende töötlustest vastamaks ökonomeetrilise modelleerimise jaoks vajalikele standarditele. Samuti kirjeldatakse mudeli valiku protsessi ja vaadeldakse andmete kirjeldavat statistikat.

### 2.1. Metoodika

Aegridade koosliikumist analüüsitakse vektor autoregressiivse mudeli (VAR) abil. VAR mudelit kirjeldab iga muutuja lineaarne funktsioon enda mineviku väärtustega ning teiste kaasatud muutujate mineviku väärtustega. Mudeli eelduseks on see, et muutujate väärtused sõltuvad samaväärselt nii nende varasematest väärtustest kui ka teiste sisendmuutujate minevikuväärtustest ning süsteem on tasakaaluseisundis. (Lütkepohl, 2006, lk 357-385). VAR mudeli abil on võimalik prognoosida sisendmuutujate tulevikuväärtusi ning analüüsida šokkide tagajärjel tekkinud impulssreaktsioone. Vektor autoregressiivse mudeli matemaatiline kuju on järgmine (Lütkepohl, 2006, lk 357-385):

$$Y_t = \alpha + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

kus

$Y_t$  on ajal  $t$   $k$ -dimensiooniline endogeensete muutujate vektor;

$\alpha$  on  $k$ -dimensiooniline konstantide vektor;

$\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$  on  $k \times p$  matriksid muutuja  $Y_t$  varasemate väärtuste koefitsientide jaoks;

$p$  on VAR mudeli järjekord;

$\varepsilon_t$  on  $k$ -dimensiooniline veavektor.

VAR mudelit hinnatakse läbi Grangeri põhjuslikkuse testi, mille abil saab vaadelda, kas ühe sisendi abil on võimalik leida teise sisendi väärtust. Grangeri põhjuslikkuse test on statistiline meetod, mis hindab kahe ajaloolise sündmuse vahelist põhjuslikku seost. Meetod põhineb ideel, et kui ühe aegrea väärtus muutub ja seejärel muutub ka teise aegrea väärtus, siis võib esimene aegrida olla teise aegrea muutuse põhjuseks. (Lütkepohl, 2006, lk 357-385)

### 2.1.1 Mudeli testimine

Esiialgu valmistatakse andmed ette mudeli teostamiseks. Selleks kontrollitakse andmete statsionaarsust. Garanteerimaks andmete statsionaarsust kasutatakse kahte testi - laiendatud Dickey-Fuller (ADF) test ja Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin (KPSS) test. Esimese puhul testitakse lineaarset trendi ja teise puhul stohhastilist trendi. ADF testi puhul leitakse aegreas ühikjuur, mille esinemisel on aegrida mittestatsionaarne. KPSS testi puhul on null-hüpoteesiks, et ühikjuurt ei esine ning seda testitakse alternatiivse hüpoteesi vastu, et ühikjuur esineb. Seega, kui ADF testi puhul saame vastu võtta sisuka hüpoteesi ehk statistiline tõenäosus on väiksem kui 0,05 ja KPSS testi puhul vastu võtta null-hüpoteesi, et statistiline tõenäosus on suurem kui 0,05, siis saame järeldada, et aegrida on statsionaarne. Statsionaarsuse tagamiseks on võimalik andmed ka diferentseerida. Kahe testi tulemusena saadakse robustne kinnitus aegridade statsionaarsusest. (Lütkepohl, 2006, lk 357-385)

Edasiseks sammuks on korrektne viitaegade valimine. Korrektne viitaeg määrab ära informatsiooni ülekandumise kiiruse ühelt aegreal teisele. Optimaalseid viitaegu saab määrata Akaike teabe kriteeriumi (AIC), Bayesi teabe kriteeriumi (BIC), Hannan-Quinni teabe kriteeriumi (HQIC) ja teiste teabekriteeriumite abil.

Seejärel testitakse aegridade kointegratsiooni. Tänu sellele, et vaatluse all olevaid aegridasid on rohkem kui kaks, eelistatakse Johanseni kointegratsiooni testi Engle-Granger testile. Kui andmete vahel esineb kointegratsioon, on võimalik teostada vektor veaparandusmudel (VECM), mille abil kohandatakse lühiajalised seosed pikaajalisteks. Juhul, kui kointegratsiooni ei leita, jäädakse VAR mudeli juurde, et analüüsida aegridade lühiajalist koosliikumist ning prognoosimise omadusi. VAR mudelit on võimalik hinnata mitmesuguste meetodite abil. Näiteks saab kasutada maksimaalse tõenäosuse hindamist või tavalise vähimruutude meetodit (OLS). Hindamise tulemusena on võimalik hinnata mudeli koefitsientide ja veatermide variatsiooni-kovariatsioonimatriksi. Vektor veaparandusmudeli põhiline struktuur sarnaneb VAR mudeliga, kuid VECM mudel loob dünaamilise kohandusprotsessi, mis taastab tasakaalu muutujate vahel pärast erinevaid lühiajalisi kõrvalekaldeid. VECM mudeli matemaatiline kuju on järgmine (Lütkepohl, 2006, lk 357-385):

$$\Delta Y_t = \alpha\beta \times Y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta Y_{t-1} + \dots + \Gamma_p \Delta Y_{t-p} + \mu t + \varepsilon t \quad (2)$$

kus:

$\Delta Y_t$  on  $k \times 1$  esimese erinevuse vektor muutujatest ajal  $t$ .

$Y_{t-1}$  on  $k \times 1$  muutujate tasemete vektor ajal  $t-1$ .

$\alpha$  ja  $\beta$  on  $k \times 1$  parameetrite vektorid.

$\Gamma_1, \dots, \Gamma_p$  on  $k \times k$  koefitsientide maatriksid varasemate erinevuste kohta.

$\mu t$  on  $k \times 1$  veakorrigeerimise termin.

$\varepsilon t$  on  $k \times 1$  veatermide vektor.

Veakorrigeerimise termin on defineeritud kujul:

$$\mu t = -\Gamma\alpha\beta \times (Y_{t-1} - C) \quad (3)$$

kus:

$C$  on  $k \times 1$  konstantide vektor.

$\Gamma$  on  $k \times k$  koefitsientide maatriks.

Veakorrigeerimise termin näitab aegridade vahelise pikaajalise tasakaalulise suhte kõrvalekaldeid.

Mudeli koostamise järel tuleb testida selle kvaliteeti. Esmaselt tehakse kindlaks, et VAR/VECM mudeli jääkliikmed moodustaksid valge müra ehk nende vahel ei esineks korrelatsiooni. Lisaks sellele testitakse mudeli häirete allumist normaaljaotusele kasutades Jarque-Bera testi, heteroskedastiivsuse esinemist Breuch-Pagan testiga, mis näitab, kas jääkliikmete variatsioon on läbi aja konstantne. Samuti testitakse autokorrelatsiooni Box-Ljung testi kuni valitud spetsiifilise viitajani. Seejärel testitakse VAR/VECM mudeli stabiilsust kasutades Eigenväärtuste analüüsi. (Lütkepohl, 2006, lk 357-385)

## 2.2. Andmete kirjeldus

Andmete valikul lähtuti varasematest empiirilistest uuringutest, et tagada uuringu võrreldavus ning kvaliteet. Esmaseks valimisse kaasatud indeksiks on krüptovarade laiapõhjaline turu indeks (SPCBDM). See indeks on loodud, et pakkuda investoritele põhjalikku ja usaldusväärset mõõdupuud kogu krüptovara turu jälgimiseks, sealhulgas nii juba väljakujunenud kui ka kasvavate digitaalsete varade kohta. Antud indeksi kasutamine erineb varasemast empiirilisest kirjandusest, kus on põhiliselt kasutatud krüptovarasid eraldi või väikese valimina (nt Feng jt (2018), Silvennoinen ja Thorp (2013) ja Elsayed jt (2022)). Antud indeksi kasutamise eeliseks on vaadelda krüptovarasid kui varaklassi agregeeritult, et mõista antud uue varaklassi koosliikumist teiste

traditsiooniliste ja alternatiivsete varaklassidega. Ainsaks krüptovarade laiapõhjalise turu indeksi kasutamise vasturääkivuseks on see, et indeks ei ole avalikult kaubeldav, küll aga võtab indeks arvesse 2021. aasta seisuga üle 240 krüptovara päevase hinna liikumise ehk ei saa väita, et indeks oleks turu dünaamikast ära lõigatud. Täpset krüptovarade numbrit indeksis on keeruline välja tuua, sest indeksid rebalanseeritakse kvartaalselt, mille käigus lisatakse ning ka eemaldatakse krüptovarasid. Indeksisse jaotatakse krüptovarad turukapitalisatsiooni järgi ehk suurimad on osakaalult bitcoin ja ethereum. Seega korreleerub indeks nendega palju. SPCBDM indeks on krüptovara turu tootluse võrdusaluseks (*benchmark*). (S&P BDM, 2021)

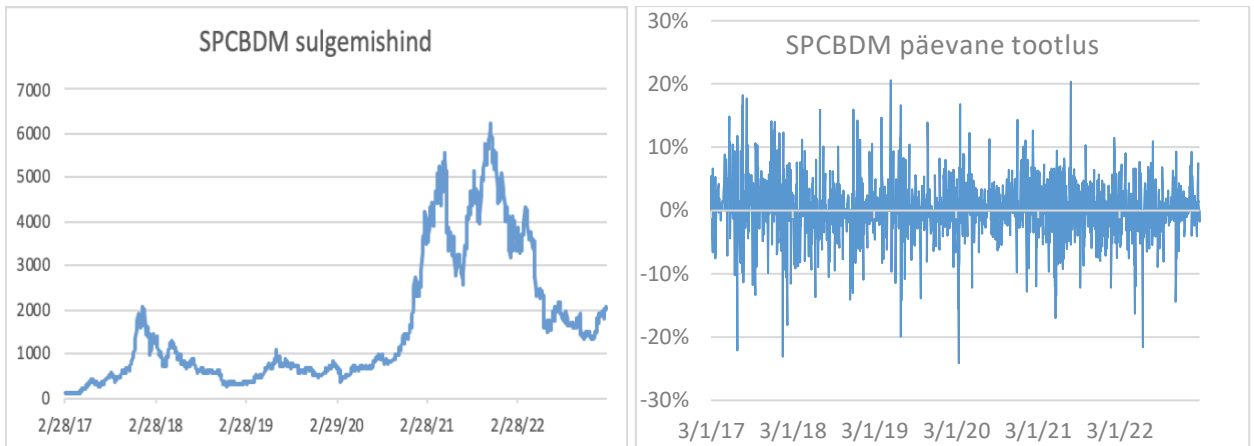
Tänu sellele, et soovitakse vaadelda varaklasside koosliikumist on ka teised valimisse võetud indeksid pigem laiapõhjalised. Valimisse on kaasatud varaklasside indeksid nagu kulla indeks (*HUI Index*), laiapõhjaline toorainete indeks (*DJCICLT*) ja toornafta indeks (*SPGSCLP Index*). Kulla indeksi kaasamist mudelisse toetavad nii Ji jt (2019) uuring kui ka Feng jt (2018) uuring, kes täheldasid informatsiooni ülekandumise efekti ühelt turult teisele. Krüptovarade seost toorainetega nagu näiteks kuld ja nafta on kinnitatud (Okorie & Lin, 2020), (Ji *et al.*, 2019) ja paljud teised, samuti on seda seost ka ümber lükatud (Tarbelsi *et al.*, 2018), Corbet *et al.*, 2018). Antud vastuolu annab põhjust lähemalt uurida krüptovarade ja toorainete koosliikumise mustreid nii agregeeritud kujul kui ka spetsiifilisemalt eraldades kulla ja toornafta indeksid. Lisaks sellele kaasatakse uuringusse ka Dow Jones'i kinnisvara indeks. Üldiselt krüptovaradega seotud uuringutesse kinnisvara indekseid ei kaasata, kuid näiteks Ortok ja Terrones (2005) ja Farlow (2005) tõestasid, et kinnisvaral on väga suur mõju USA sisemajanduse koguproduktile ehk üldine majanduskasv on tugevalt mõjutatud kinnisvara poolt. Seega on alust arvata, et kinnisvaraindeksi šokid mõjutavad majandust tervikuna kui ka kaudselt teisi varaklasse seal hulgas potentsiaalselt krüptovarasid.

Traditsioonilistest varaklassidest kaasatakse uuringusse näiteks S&P500 aktsiaindeks. Standard & Poor's 500 on aktsiaturu indeks, mis mõõdab 500 suurima avalikult noteeritud ettevõtte tootlust Ameerika Ühendriikides. Indeksit peetakse USA aktsiaturu efektiivsuse näitajaks ja seda kasutatakse ka turu tootluse baasindeksina. Indeks on jaotatud ettevõtete turukapitalisatsiooni lõikes. (S&P500, 2022) S&P500 indeksi kasutamist toetavad Conrad *et al.* (2018), Malladi (2022) ja Sovbetov (2018) uuringud, kus toodi välja, et S&P500 indeksil on tugev mõju nii krüptovarade volatiilsusele, kauplemismahule kui ka tootlusele. Teiseks traditsiooniliseks varaklassiks on võlakirjad ehk antud juhul USA püsiva tähtajaga (*constant maturity*) 10-aastane võlakiri. Antud indeks arvutatakse St. Louisi Föderaalreservi panga poolt, kasutades USA rahandusministeeriumi

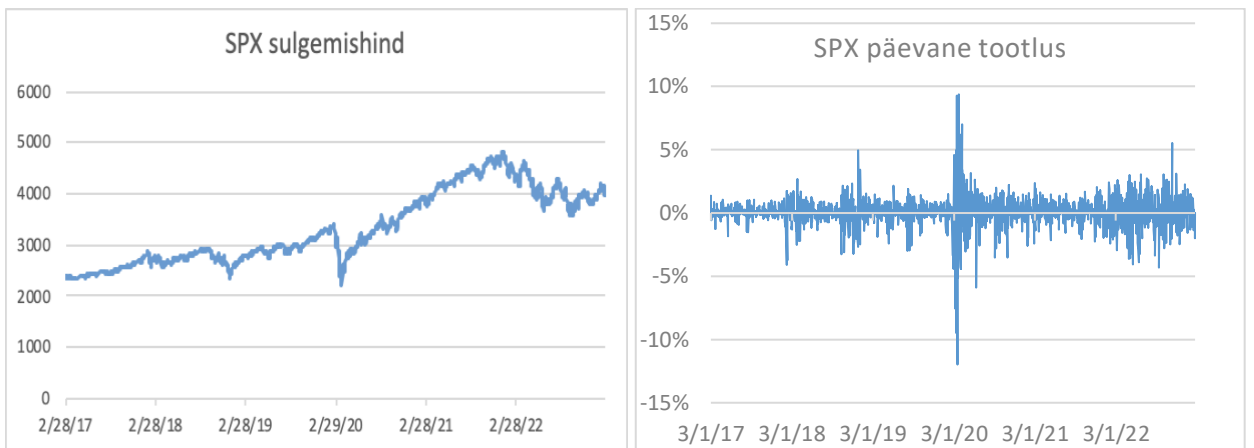
avaldatud päevaseid tulukõvera määrasid (FED, 10-year Treasury constant maturity rate). Ciner jt (2013) leidsid, et stabiilses majandusolukorras käituvad võlakirjad aktsiate jaoks kui maandajad ning kullal on FIAT valuuta ehk Ameerika Ühendriikide puhul USA dollari fluktuatsioonide suhtes sama efekt. Uuringu tulemusena soovitakse leida krüptovarade kahe- või ühesuunalise mõju ulatus ka antud vähevolatiilse varaklassi suhtes. Viimaseks kaasatud indeksiks on USA dollari indeks, mis järgib USA dollari liikumist teiste välisvaluutade suhtes. Nende hulka kuuluvad euro, Jaapani jeen, Briti nael sterling, Kanada dollar, Rootsi kroon ja Šveitsi frank, millest osakaalult suurim on euro (57%). Antud indeksit arvutab Intercontinental Exchange (ICE). (ICE, Dollar Index)

### **2.3. Kasutatavad andmed ja meetodid**

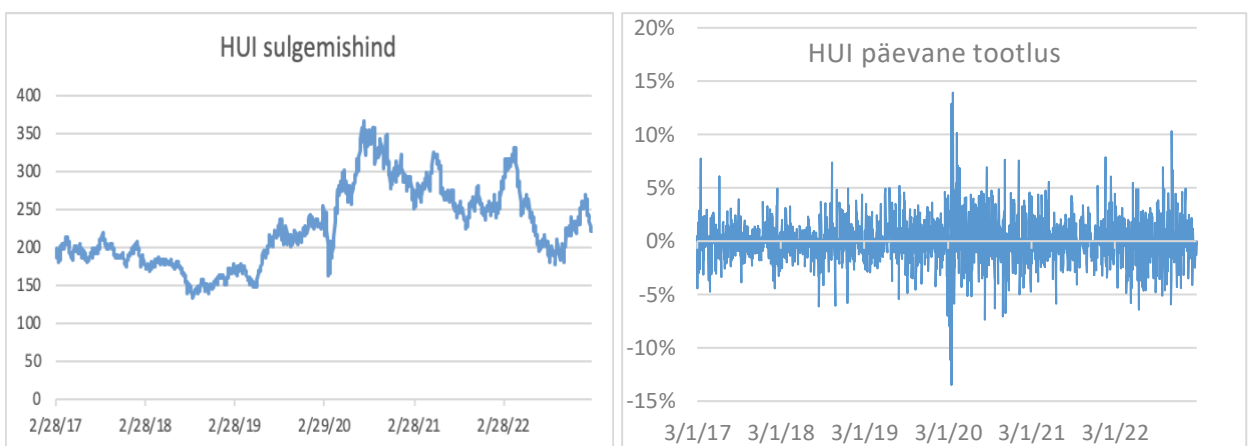
Töös kasutatakse andmeid, mis pärinevad Bloombergi ajalooliste andmete baasist. Vaatluseid on kokku 2211. Kasutusel on päevased andmed alates 28.02.2017, mil S&P Dow Jones alustas krüptovarade laiapõhjalise turu indeksite kogumist (SPCBDM Index). Lisaks sellele kaasatakse mudelisse kulla indeks (HUI index), S&P500 laiapõhjaline aktsia indeks (SPX index), USA dollari indeks (DXY crncy), USA 10-aastase *constant maturity* võlakirja indeks (CMTUSD10 Index), Dow Jonesi kinnisvaraindeks (DJUSRE Index), Dow Jonesi toorainete laiapõhjaline indeks (DJCICLT Index) ning S&P toornafta indeks (SPGSCLP Index). Vaatluse lõppkuupäevaks on 20.03.2023. Kõik indeksid on välja toodud USA dollarites. Andmete indeksitest arvutatakse välja päevane tootlus. Päevaste andmete puudumise korral tehakse eeldus, et indeks on võrdne eelmise päeva indeksiga, seega on tootlus 0. Andmete võrreldavust aitab tagada Bloombergi andmebaas, mis baseerub ärikalendril ning kus on välja toodud päevased lõpphinnad. Töö baseerub USA turu indeksitel seetõttu, et pärast 2017. aastat, mil Hiina krüptovarade kasutamise keelustas, on krüptovarade korrelatsioon USA turunäitajate suhtes kiiresti kasvanud (Tiwari *et al.*, 2019). Lisaks sellele on USA tarbijaskond krüptoturul käibe poolest suurim (Qureshi *et al.*, 2022). Muutujad on kombineeritud. Lee ja Rhee (2022) VECM mudelile baseeruvast uuringust ning Lavelle *et al.* (2021) uuringust.



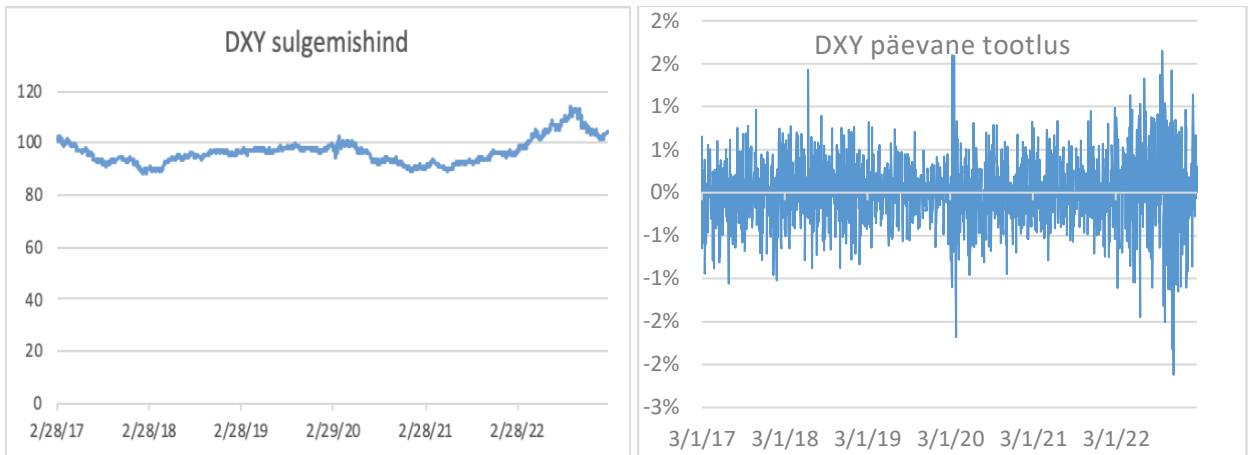
Joonis 1. Laiapõhjalise krüptovarade indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*



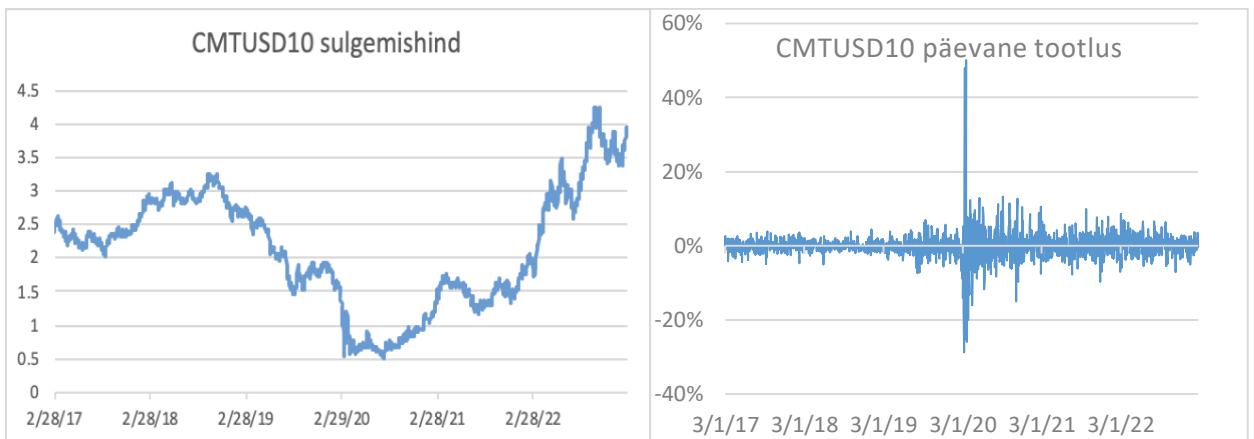
Joonis 2. S&P500 indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*



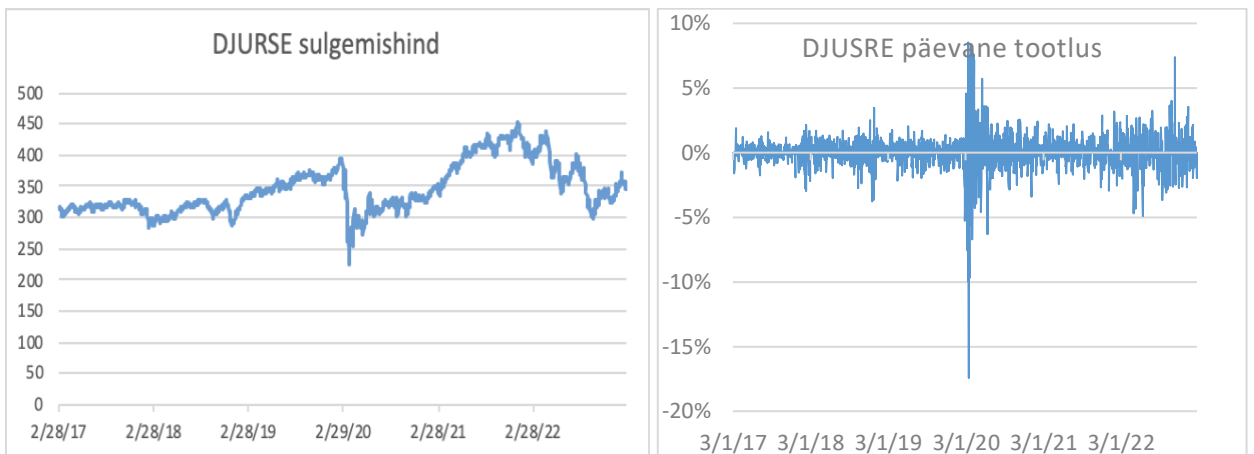
Joonis 3. Kulla indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*



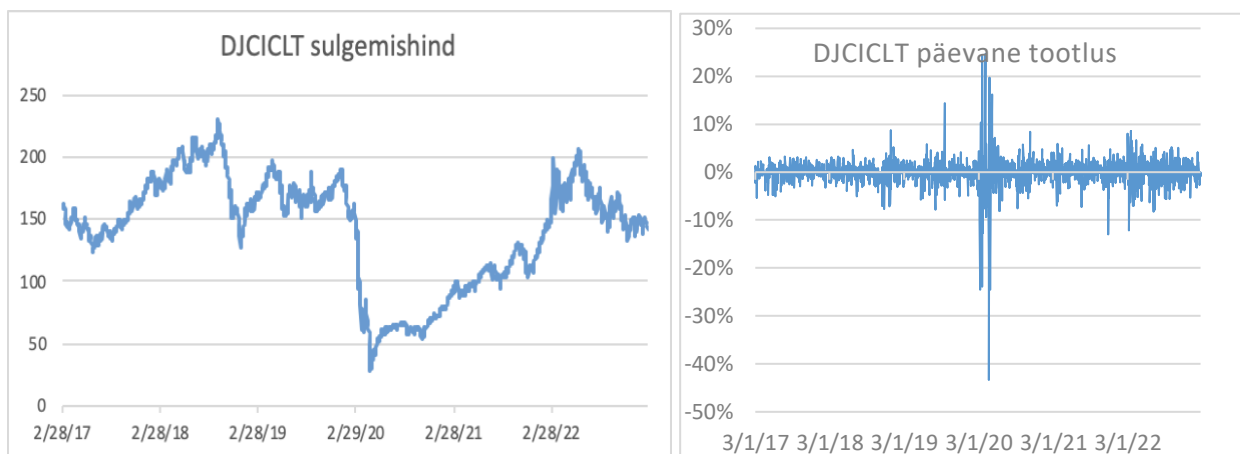
Joonis 4. USA dollari indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*



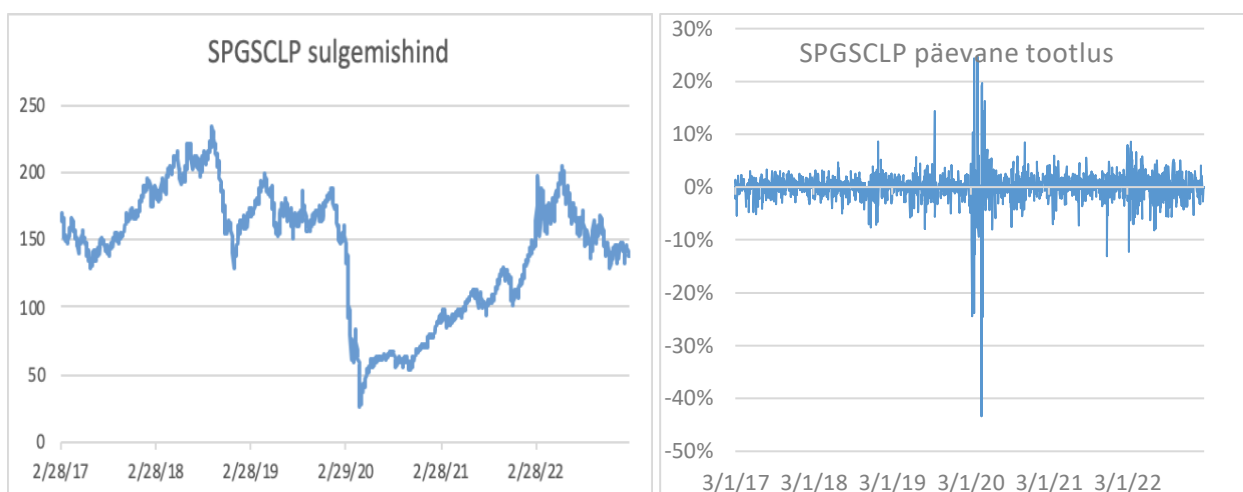
Joonis 5. USA püsiva tähtajaga 10-aastase võlakirja indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*



Joonis 6. Dow Jonesi kinnisvara indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*



Joonis 7. Dow Jonesi laiapõhjalise toorainete indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*



Joonis 8. S&P toornafta indeksi päevane muutus 2017-2023  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*

Joonistelt 2-8 on näha, et COVID-19 pandeemia mõjus tugevalt turgude päevasele sulgemishinnale kui ka perioodilise volatiilsuse suurenemisele. Laiapõhjalise krüptovarade indeksi puhul (joonis 1.), ei erinenud pandeemia perioodi volatiilsuse kõikumine oluliselt pandeemia eelse ja järgse perioodiga. Samuti on jooniselt 1-8 näha turgudel hindade langust 2022. aasta algul, mis võib olla seotud keskpankade rahapoliitika muutusega ning baasintressimäärade järsu tõstmisega. 2023. aasta märtsi seisuga on USA avaturuoperatsioonide intressikoridor 4,25-4,75, kuid märtsis 2020 langetati tase 0,0-0,25. Intressimäärasid hakati tasapisi tõstma 2022 aasta algul, mis põhjendab ka väärtpaberite hindade langust. (FED, 2022)



Tabel 1. Näitajaid kirjeldav statistika logaritmi ja 1. järku diferentsi võetud andmetega

Muutuja (indeks)	Miinumum	Maksimum	Keskmine	Standardhälve	Asümmeetria-kordaja	Püstakuse-kordaja
l.d.SPCBDM	1,37E-03	4,05E-02	-2,76E-01	1,87E-01	-6,48E-01	9,30E+00
l.d.SPX	2,28E-04	1,06E-02	-1,28E-01	8,96E-02	-9,71E-01	2,58E+01
l.d.HUI	9,47E-05	1,89E-02	-1,44E-01	1,30E-01	2,78E-02	9,70E+00
l.d.DXY	1,12E-05	3,43E-03	-2,12E-02	1,62E-02	-8,04E-02	6,85E+00
l.d.CMTUSD10	1,14E-04	1,60E-02	-1,49E-01	1,91E-01	7,70E-02	2,60E+01
l.d.DJUSREI	-4,68E-07	1,20E-02	-1,91E-01	8,16E-02	-2,21E+00	4,44E+01
l.d.DJICILT	-1,25E-04	2,73E-02	-5,53E-01	2,17E-01	-4,74E+00	9,92E+01
l.d.SPGSCLP	-1,51E-04	2,73E-02	-5,53E-01	2,17E-01	-4,74E+00	9,92E+01

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Tabelis 1. on välja toodud andmete päevased lõpphinnad logaritmitud ja diferentseeritud kujul. Standardhälve on suurim toorainete ja toornafta indeksite puhul, krüptovarade standardhälve on suuruselt kolmas.

### **3. EMPIIRILINE ANALÜÜS**

Antud peatükis antakse ülevaade koostatud mudeli tulemustest ning tehakse järeldused. Esmalt kontrollitakse andmete statsionaarsust, seejärel leitakse aegridade suhestamisel maksimaalsed viitajad kasutades Akaike ja FPE jt informatsiooni kriteeriumeid. Edasi analüüsitakse VAR mudelit kasutades Johanseni põhjuslikkuse testi ning viiakse läbi Johanseni kointegratsiooni test. Juhul kui andmete vahel leitakse pikaajalisi koosliikumise mustreid, viiakse läbi VECM mudeli analüüs.

#### **3.1 Andmete korrigeerimine ning testimine**

Algselt võetakse andmetest naturaallogaritm, et andmed normaliseerida. Esiteks aitab naturaallogaritm vähendada ekstreemsete väärtuste mõju valimis ehk muuta analüüsi tulemused robustsemaks. Teiseks aitab andmete logaritmi võtmine muuta eksponentsiaalse kasvu lineaarseks. Kolmandaks on võimalik logaritmitud andmete abil leida aegridades seoseid ja mustreid ehk luua algandmetest protsentuaalne päevane muutus. Logaritmitud andmetega viiakse läbi Dickey-Fuller laiendatud test, mille abil kontrollitakse andmete statsionaarsust. Juhul, kui andmed on mittestatsionaarsed leitakse neist esimene diferents ning viiakse uuesti läbi statsionaarsuse testimine. Kõiki väärtuseid hinnatakse nivool 0,05 kui ei ole välja toodud teisiti.

Lisas 5. ja 6. on võimalik tutvuda andmete statsionaarseks muutmise protsessiga ning analüüsida statsionaarsuse testide tulemusi. Kohandatud Dickey-Fulleri test (ADF) näitas logaritmitud andmete puhul, et andmed ei ole trend-statsionaarsed ehk vastu võetakse kõikide aegridade puhul null-hüpootees  $p > 0,05$ . Edasi võetakse andmetest esimene diferents ning viiakse uuesti läbi ADF analüüs. Null-hüpootees on diferentsimise järel ümber lükatud  $p < 0,05$  ehk aegread on trend-statsionaarsed. Seda kinnitab ka KPSS test, mille kohaselt on iga indeksi puhul aegrea statsionaarsuse nõue täidetud ehk teststatistik on 8. viitaja juures lähemal nullile kui kriitiline väärtus nivool 0,05, ainsaks erandiks on USA 10-aastase võlakirja indeks, mille puhul on

statsionaarsuse nõue KPSS testi puhul täidetud nivool 0,1. Edasiseks analüüsiks kasutatakse seega logaritmitud ja esimesse diferentsi võetud aegridu.

Seejärel eraldatakse vaatlusperiood kaheks. Esimene periood algab 28.02.2017 ning lõpeb COVID-19 pandeemia laiapõhjalise leviku algusega 29.02.2020. Teine periood algab 01.03.2020 ning lõpeb 20.03.2023. Eelmainitud perioodidega jätkatakse uuringu lõpuni. Andmed eraldatakse suuremahuliste pandeemia piirangute jõustumise eel, et analüüsida muutujate koosliikumise muutu pandeemia eelsel ja järgsel ajal. Uuringu adekvaatsuse kindlustamiseks viiakse läbi statsionaarsuse hindamine ka kahel perioodil eraldi. Selgus, et laiapõhjaline krüptovara indeksi logaritm on esimesel perioodil statsionaarne ka ilma 1. järku diferentsi võtmata. Tulemuste tõlgendamise lihtsustamiseks vaadeldakse laiapõhjalise krüptovara indeksit edasises uuringus ka logaritmitud ja 1. diferentsi võetud kujul. Teiste tulemuste puhul ei mõjuta perioodide eraldamine statsionaarsuse testi tulemusi.

### 3.1.1 Korrelatsioonanalüüs

Esialgseks valitud indeksite koosliikumise vaatlemiseks viiakse läbi korrelatsioonanalüüs. Antud analüüsi puhul ei saa teha lõplikuid järeldusi seoste suuna ja tugevuse kohta, kuid on võimalik vaadelda esialgseid seotuse mustreid.

Tabel 3. Korrelatsioonanalüüs logaritmi ja 1. järku diferentsi võetud andmetega

1.dif ja log indeks	SPCBDM	SPX	HUI	DXY	CMTUSD10	DJUSRE	DJCICLT	SPGSCLP
SPCBDM	1,000							
SPX	0,248	1,000						
p-väärtus	0,000							
HUI	0,184	0,229	1,000					
p-väärtus	0,000	0,000						
DXY	-0,127	-0,164	-0,406	1,000				
p-väärtus	0,000	0,000	0,000					
CMTUSD10	0,051	0,336	-0,147	0,202	1,000			
p-väärtus	0,017	0,000	0,000	0,000				
DJUSRE	0,178	0,793	0,229	-0,168	0,182	1,000		
p-väärtus	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000			
DJCICLT	0,107	0,269	0,173	-0,055	0,181	0,195	1,000	
p-väärtus	0,000	0,000	0,000	0,010	0,000	0,000		
SPGSCLP	0,107	0,269	0,174	-0,055	0,180	0,196	1,000	1,000
p-väärtus	0,000	0,000	0,000	0,010	0,000	0,000	0,000	

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Tabeli 3. kohaselt ilmneb negatiivne korrelatsioon dollari indeksi (DXY) ja enamike teiste näitajate vahel välja arvatud püsiva tähtajaga USA 10-aastase võlakirjaga, alternatiivseid negatiivseid korrelatsioone antud valimi puhul ei esine. Samuti tasub välja tuua, et toorainete ja toornafta indeksite vahel esineb peaaegu võrdeline korrelatsioon. Tugevuselt teine korrelatsioon valimis esineb kinnisvara ja S&P500 indeksi vahel tugevusega 0,793. Kõige tugevam korrelatsioon krüptovarade laiapõhjalise indeksi puhul esineb S&P500 indeksiga, kus korrelatsiooni tugevuseks on 0,248. Valimi nõrgim korrelatsioon on laiapõhjalise krüptoindeksi ja püsiva tähtajaga USA 10-aastase võlakirja vahel. Oluline on ka märkida, et kõikide indeksite vaheline korrelatsioon on statistiliselt oluline nivool 0,05. Selleks, et lähemalt vaadelda kahe perioodi vahelisi erinevusi st enne COVID-19 pandeemiat ning selle järgselt, teostati ka korrelatsioonanalüüs nendel perioodidel eraldi.

Tabel 4. Korrelatsioonanalüüs logaritmi ja 1. järku diferentsi võetud andmetega perioodil 28.02.2017-29.02.2020

1.dif ja log indeks	SPCBDM	SPX	HUI	DXY	CMTUSD10	DJUSRE	DJCICLT	SPGSCLP
SPCBDM	1,000							
p-väärtus	-							
SPX	0,044	1,000						
p-väärtus	0,142	-						
HUI	0,054	-0,039	1,000					
p-väärtus	0,076	0,201	-					
DXY	-0,016	0,034	-0,408	1,000				
p-väärtus	0,604	0,255	0,000	-				
CMTUSD10	0,009	0,427	-0,341	0,167	1,000			
p-väärtus	0,778	0,000	0,000	0,000	-			
DJUSRE	-0,012	0,548	0,072	0,024	-0,012	1,000		
p-väärtus	0,689	0,000	0,018	0,431	0,698	-		
DJCICLT	0,019	0,285	0,034	-0,028	0,175	0,134	1,000	
p-väärtus	0,540	0,000	0,258	0,349	0,000	0,000	-	
SPGSCLP	0,018	0,286	0,034	-0,028	0,175	0,134	1,000	1,000
p-väärtus	0,543	0,000	0,259	0,349	0,000	0,000	0,000	-

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Võrreldes korrelatsioonanalüüsiga, mis teostati terve perioodi kohta, esineb korrelatsiooniseoseid, mis on statistiliselt ebaolulised. Näiteks ei ole oluline laiapõhjalise krüptoindeksi (SPCBDM) suhe S&P500 indeksiga, USA dollari indeksiga, püsiva tähtajaga 10-aastase USA võlakirjaga,

kinnisvara, toorainete ega toornafta indeksiga. Ainus statistiliselt oluline suhe on SPCBDM indeksil kullaindeksiga.

Tabel 5. Korrelatsioonanalüüs logaritmi ja 1. järku diferentsi võetud andmetega perioodil 28.02.2017-29.02.2020

1.dif ja log indeks	SPCBDM	SPX	HUI	DXY	CMTUSD10	DJUSRE	DJCICLT	SPGSCLP
SPCBDM	1,000							
p-väärtus	-							
SPX	0,398	1,000						
p-väärtus	0,000	-						
HUI	0,295	0,326	1,000					
p-väärtus	0,000	0,000	-					
DXY	-0,223	0,240	-0,406	1,000				
p-väärtus	0,000	0,000	0,000	-				
CMTUSD10	0,082	0,311	-0,082	0,217	1,000			
p-väärtus	0,006	0,000	0,006	0,000	-			
DJUSRE	0,300	0,852	0,280	-0,231	0,225	1,000		
p-väärtus	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-		
DJCICLT	0,169	0,266	0,219	-0,065	0,182	0,208	1,000	
p-väärtus	0,000	0,000	0,000	0,031	0,000	0,000	-	
SPGSCLP	0,169	0,266	0,219	-0,065	0,182	0,208	1,000	1,000
p-väärtus	0,000	0,000	0,000	0,031	0,000	0,000	0,000	-

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Teisel perioodil (tabel 5.) on statistiliselt olulised kõik esinevad korrelatsioonisuhted nagu võis ka välja tuua terve perioodi korrelatsioonanalüüsi puhul. Laiapõhjalise krüptovara indeksi tugevaim suhe on S&P500 indeksiga. Korrelatsioonanalüüsides võib järeldada, et COVID-19 pandeemia järgsel perioodil on erinevad varaklassid omavahel rohkem seotud.

### 3.2 Tulemused

Järgnevas uuringu etapis viiakse läbi vektor veaparandusmudeli hindamine ajavahemikul 28.02.2017-29.02.2020 ning ajavahemikul 01.03.2020-20.03.2023. Mudeli koostamisele eelnevalt tuleb kindlaks määrata optimaalne viitaegade arv. Enim lähtutakse Akaike ja FPE informatsiooni kriteeriumite tulemustest, kuid arvestatakse sellega, milline on enim erinevate kriteeriumite poolt pakutud viitaegade arv ning milliste kriteeriumite väärtus on minimaalne. Testimisel kasutati maksimaalset viitaegade arvu 30. Testi tulemusena selgus, et parimaks viitaegade arvuks esimesel

perioodil on 8, ehk aegridade vaheline informatsiooni ülekandumine toimub 8 päevaga (sealhulgas ka nädalavahetused ning riigipühad) ning teisel perioodil 7 päeva. Esimesse alamvalimisse kuulub 1096 vaatlust ning teise 1115.

### 3.2.1 Grangeri põhjuslikkuse test esimesel perioodil

Esimeseks vaatluse all olevaks mudeliks on mõlema ajaperioodi puhul vektor autoregressiivne mudel (VAR). Antud mudel aitab välja selgitada, kas muutujate vahel esinevad lühiajalised koosliikumise mustrid. Mustrite tõlgendamiseks kasutatakse Grangeri põhjuslikkuse testi, millele eelnevalt tehakse kindlaks VAR mudeli stabiilsus, kontrollitakse autokorrelatsiooni jääkliikmetes ning samuti vaadeldakse mudeli häirete allumist normaaljaotusele. Esimese perioodi puhul on täidetud VAR mudeli stabiilsuse nõue ehk kõik mudeli omaväärtused asuvad ringi sees (lisa 3.). Teiseks leiti, et jääkliikmete vahel puudub autokorrelatsioon ehk  $p > 0,05$ . Antud VAR mudelil puuduvad aga normaaljaotusega häired (*normally distributed disturbances*). Vaatamata sellele jäädakse antud mudeli juurde eeldusel, et normaaljaotus ei mõjuta liialt uuringu tulemusi, kui teiste testide tulemused on ootuspärased.

Viimasena viiakse läbi Grangeri põhjuslikkuse test (lisa 1.), mille abil kirjeldatakse aegridade vahelisi lühiajalisi suhteid. Tabelis 6. on välja toodud Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused esimesel ajaperioodil ehk 28.02.2017-29.02.2020. Analüüs viiakse läbi statsionaarsete andmetega, mis on Grangeri põhjuslikkuse testi läbiviimise eelduseks.

Tabel 6. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused esimese perioodi kohta (välja toodud vaid statistiliselt olulised tulemused)

l.d.SPCBDM	Tõenäosus
l.d.HUI	0,064*
Kõik	0,047**

l.d.SPX	Tõenäosus
l.d.SPCBDM	0,079*
l.d.HUI	0,005**
l.d.DJUSRE	0,013**
Kõik	0,002**

l.d.HUI	Tõenäosus
l.d.DXY	0,028**

l.d.DXY	Tõenäosus
l.d.SPCBDM	0,079*

l.d.CMTUSD10	Tõenäosus
l.d.HUI	0,003**
l.d.DXY	0,027**
Kõik	0,032**

l.d.DJUSRE	Tõenäosus
l.d.SPX	0,069*
l.d.DXY	0,046**
Kõik	0,003**

l.d.DJCICLT	Tõenäosus
l.d.HUI	0,007**
l.d.CMTUSD10	0,067*

l.d.DJUSRE	0,093*
Kõik	0,002**

l.d.SPGSCLP	Tõenäosus
l.d.HUI	0,006**
l.d.CMTUSD10	0,066*
l.d.DJUSREI	0,093*
Kõik	0,002**

\* Oluline nivool 0,1 \*\* Oluline nivool 0,05

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Tabelist 6. selgub, et lühiajaliselt on S&P500 aktsiaindeksil kõige laiaulatuslikum mõju teistele indeksitele. Lisaks sellele on oluline välja tuua, et laiapõhjalise krüptovarade indeksit mõjutab kulla indeksit nivool 0,1. Krüptovarade turuindeks mõjutab S&P500 indeksit ning USA dollari indeksit nivool 0,1. Antud tulemusest võib järeldada, et valuuta väärtuse kõikumine võrdlusvaluutade suhtes ning aktsiaturu liikumine on statistiliselt oluliselt mõjutatud krüptoturu liikumise poolt.

### 3.2.2 Grangeri põhjuslikkuse test teisel perioodil

Sarnaselt esimesele perioodile viidi läbi VAR mudeli analüüs ka teise perioodi kohta ehk 01.03.2020-20.03.2023. Antud perioodide eraldamine aitab võrrelda seoste tugevuse muutu enne COVID-19 pandeemia algust ning ka eelmainitud pandeemia käigus. Nagu ka esimesel perioodil on täidetud VAR mudeli stabiilsuse nõue ehk kõik mudeli omaväärtused asuvad ringi sees (lisa 4.) ning jääkliikmete vahel puudub autokorrelatsioon ehk  $p > 0,05$ . Samuti puuduvad VAR mudelil normaaljaotusega häired (*normally distributed disturbances*). Teist perioodi analüüsid selgus, et kahe indeksi vahel esineb kollineaarsuse probleem – nendeks on DJCICLT indeks ning SPGSCLP indeks. Analüüsiga jätkamiseks eemaldati viimane indeks valimist. Tabel 7. kirjeldab Grangeri põhjuslikkuse testi tulemusi teise perioodi kohta (lisa 2.). Analüüs viiakse läbi statsionaarsete andmetega, mis on Grangeri põhjuslikkuse testi läbiviimise eelduseks.

Tabel 7. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused teise perioodi kohta (välja toodud vaid statistiliselt olulised tulemused)

l.d.SPCBDM	Tõenäosus
l.d.HUI	0,009**
l.d.DJUSRE	0,092*
Kõik	0,012**

l.d.SPX	Tõenäosus
l.d.HUI	0,000**
l.d.DXY	0,000**
l.d.CMTUSD10	0,056*
l.d.DJCICLT	0,035**
Kõik	0,000**

l.d.HUI	Tõenäosus
l.d.SPX	0,048**
l.d.DXY	0,042**
l.d.CMTUSD10	0,000**
l.d.DJCICLT	0,025**
Kõik	0,000**

l.d.DXY	Tõenäosus
l.d.SPX	0,045**
l.d.CMTUSD10	0,003**
l.d.DJUSRE	0,000**

Kõik	0,000**
------	---------

l.d.CMTUSD10	Tõenäosus
l.d.SPX	0,050**
l.d.HUI	0,000**
l.d.DXY	0,009**
l.d.DJUSRE	0,083*
l.d.DJCICLT	0,012**
Kõik	0,000**

l.d.DJUSRE	Tõenäosus
l.d.SPCBDM	0,025**
l.d.SPX	0,005**
l.d.HUI	0,000**
l.d.DXY	0,000**
l.d.CMTUSD10	0,001**
l.d.DJCICLT	0,000**
Kõik	0,000**

l.d.DJCICLT	Tõenäosus
l.d.SPX	0,077*
l.d.HUI	0,070*
l.d.DJUSRE	0,008**
Kõik	0,000**

\* Oluline nivool 0,1 \*\* Oluline nivool 0,05

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Tabelist 7. on võimalik leida lühiajaliste seoste statistiline olulisus teisel perioodil. Võrreldes esimese perioodiga esineb seoseid rohkem ehk COVID-19 pandeemia järgselt on erinevate varaklasside koosliikumine süvenenud. Märkimisväärselt mõjutab laiapõhjalise krüptovara



indeksit kinnisvaraindeks (DJUSRE) ja kullaindeks (HUI). Lisaks erinevalt esimesest vaatlusperioodist, mõjutavad laiapõhjalise krüptoindeksi šokid kinnisvaraindeksit (nivool 0,1).

### **3.2.3 Johanseni kointegratsiooni test esimesel ja teisel perioodil**

Järgmiseks sammuks aegridade seoste leidmisel on pikaajaliste seoste olemasolu analüüs. Aegridade vaheliste pikaajaliste seoste tuvastamiseks kasutatakse Johanseni kointegratsioonitesti logaritmitud ehk mittestatsionaarsete aegridadega. Testi tulemusena on võimalik määratleda mitu pikaajalist suhet esineb aegridade vahel. Suhete arvuks saab maksimaalselt olla  $n - 1$  ehk aegridade arvust tuleb lahutada 1. Olukorras, kus jälje statistik (ja maksimaalne statistik) on lähemal nullile kui kriitiline väärtus tuleb vastu võtta null-hüpotees ehk aegridade vahel kointegratsioon puudub. Seetõttu, et toorainete ja toornafta indeksid korreleeruvad peaaegu täiuslikult, eemaldatakse edasisest uuringust toornafta indeks. Kõikide muutujapaaride vahel teostati Johanseni kointegratsioonitesti, kus kõikide paaride vahel on maksimaalseks suhete arvuks 1 ning optimaalne viitaegade arv leiti kõikide paaride vahel individuaalselt nii esimese kui ka teise perioodi kohta.

Kõikide muutujapaaride vahel viidi läbi kahe-suunaline analüüs, vältimaks olukorda, kus tehakse eeldus, et suhe on mõlemat pidi statistiliselt oluline. Johanseni kointegratsiooni testi tulemusi koos vektor veaparandusmudeli hinnangutega analüüsitakse järgnevas peatükis.

### **3.2.4 VECM analüüs esimesel perioodil**

Tänu sellele, et Johanseni kointegratsiooni testi tulemusena leiti pikaajalisi seoseid aegridade vahel, viiakse läbi vektor veaparandusmudeli analüüs. Vektor veaparandusmudeli analüüsiks vaadeldi kõikide muutujate paaride vahelist seost eraldi, et näha seoste tugevust kõikide muutujapaaride vahel. Analüüsi adekvaatseks hindamiseks viidi läbi kõigile paaridele eraldi ka uus optimaalsete viitaegade valimise test. Viitaegade valimisel lähtuti minimaalse informatsioonikriteeriumi väärtusest ning ka sellest, et võimalikult paljud kriteeriumid viitaksid samale valitud viitajale. Analüüs viidi läbi mittestatsionaarsete aegridadega, mille pikaajalise tasakaalu leidmiseks leidis STATA tarkvara VECM mudel andmetest ise esimese diferentsi. Tabelis 8. on välja toodud kõikide muutujate VECM analüüsi tulemused esimesel perioodil koos optimaalse viitaja ja statistilise olulisuse hinnanguga.

Tabel 8. VECM analüüsi tulemused esimesel perioodil paaride kaupa

SPCBDM					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPX	4	6,3827	0,0884*	-57,2650	on
HUI	1	-1,6463	0,2909	1,9971	ei ole
DXY	1	5,2499	0,3566	-30,5382	ei ole
CMTUSD10	1	2,1239	0,1501	-9,1976	ei ole
DJUSRE	2	-0,0336	0,9910	-6,3981	ei ole
DJICLT	1	0,3127	0,8431	-8,2001	ei ole

SPX					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	4	0,1567	0,0684*	-8,9719	on
HUI	4	-0,4417	0,1930	-5,6164	ei ole
DXY	1	-2,4635	0,0341**	3,2934	on
CMTUSD10	1	0,2537	0,3464	-8,2069	ei ole
DJUSRE	4	-1,2470	0,0008**	-0,7075	on
DJICLT	9	0,4759	0,3488	-10,3312	ei ole

HUI					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	-0,6074	0,0045**	-1,2131	on
SPX	4	-2,2641	0,0555*	12,7161	on
DXY	1	-5,8471	0,0337**	21,4910	on
CMTUSD10	1	0,7941	0,0001**	-6,1995	on
DJUSRE	1	-1,8561	0,0136**	5,5270	on
DJICLT	1	1,1406	0,0124**	-11,0727	on

DXY					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	0,1905	0,0003**	-5,8169	on
SPX	1	-0,4059	0,0097**	-1,3369	on
HUI	1	-0,1710	0,0924*	-3,6755	on
CMTUSD10	1	0,0243	0,6749	-4,5892	ei ole
DJUSRE	1	-0,3529	0,0026**	-2,5213	on
DJICLT	1	0,2839	0,0040**	-6,0238	on

CMTUSD10					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	0,4708	0,0032**	-4,3305	on
SPX	1	3,9419	0,0179**	-32,3505	on
HUI	1	1,2593	0,0000**	-7,8069	on
DXY	1	41,1049	0,0003**	-188,6369	on
DJUSRE	1	3,8765	0,0000**	-23,6060	on
DJCICLT	1	-2,5603	0,0112**	11,8947	on

DJUSRE					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	2	-29,7431	0,0043**	190,2999	on
SPX	4	-0,8019	0,0008**	0,5674	on
HUI	1	-0,5388	0,0108**	-2,9778	on
DXY	1	-2,8337	0,0004**	7,1446	on
CMTUSD10	1	0,2580	0,0350**	-6,0896	on
DJCICLT	2	0,4669	0,1588	-8,1755	ei ole

DJCICLT					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	3,1978	0,0034**	-26,2223	on
SPX	9	2,1011	0,1820	-21,7070	ei ole
HUI	1	0,8767	0,0220**	-9,7075	on
DXY	1	3,5218	0,0222**	-21,2149	on
CMTUSD10	1	-0,3906	0,2923	-4,6458	ei ole
DJUSRE	2	2,1417	0,0997*	-17,5094	on

\* Oluline nivool 0,1 \*\* Oluline nivool 0,05

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Mõistmaks analüüsi tulemusi on tarvis rakendada VECM mudeli matemaatilist kuju, et näha muutujate vahelist koosliikumist *short-run* perioodil. Järgnevalt esitatakse normaliseeritud VECM mudeli matemaatiline kuju antud analüüsi tulemuste hindamiseks:

$$\beta_0 + \beta_1 A + \beta_2 B_{t-1} = u_t \quad (4)$$

kus

$\beta_0$  on konstant

$\beta_1 A$  on muutuja, kus  $\beta_1$  on normaliseeritud kujul 1

$\beta_2 B_{t-n}$  on muutuja, mille koefitsient  $\beta_2$  leiti VECM analüüsi käigus

$u_t$  on lühiajalise kõrvalekalde väärtus, mis on pikaajalise tasakaalu puhul 0

Vektor veaparandusmudeli puhul ei tähenda optimaalne viitaegade arv seda, et vaid viimane (optimaalne) periood omab vaadeldavale muutujale mõju, vaid mõju esineb kõikide päevade jooksul kuni optimaalseni. Johanseni normaliseeritud VECM maatriksi koefitsiendid võtavad arvesse valitud optimaalse viitaegade arvu. Samuti testiti VECM mudeli stabiilsust, jääkliikmetes autokorrelatsiooni esinemist ning allumist normaaljaotusega häiretele. Esimesed kaks testi läbisid mudelid edukalt, kuid mudelid ei allu normaaljaotusega häiretele.

### 3.2.5 VECM analüüs teisel perioodil

Sarnaselt esimesele perioodile viidi ka teisel perioodil läbi VECM analüüs muutujapaaride kaupa. Tabelis 9. on välja toodud kõikide muutujate VECM analüüsi tulemused teisel perioodil koos optimaalse viitaja ja statistilise olulisuse hinnanguga. Analüüs viidi läbi mittestatsionaarsete aegridadega, mille pikaajalise tasakaalu leidmiseks leidis STATA tarkvara VECM mudel andmetest ise esimese diferentsi.

Tabel 9. VECM analüüsi tulemused teisel perioodil paaride kaupa

SPCBDM					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPX	2	-5,4989	0,0000**	37,9357	on
HUI	1	23,8248	0,0060**	-139,9918	on
DXY	1	9,3961	0,0634*	-51,0521	on
CMTUSD10	1	1,5954	0,1797	-9,5923	ei ole
DJUSRE	1	-6,4794	0,0000**	30,6049	on
DJCICLT	1	-2,5670	0,0000**	4,5071	on

SPX					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	2	-0,1819	0,0000**	-6,8988	on
HUI	2	1,8828	0,0063**	-18,7678	on
DXY	9	-0,2153	0,8406	-7,3307	ei ole
CMTUSD10	10	-0,1161	0,3726	-8,0761	ei ole
DJUSRE	10	-1,2233	0,0000**	-1,0560	on
DJCICLT	10	-0,2861	0,0002**	-6,9246	on

HUI					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	0,0420	0,6174	-5,8759	ei ole
SPX	2	0,5311	0,1953	-9,9680	ei ole
DXY	10	1,7032	0,0041**	-13,3929	on
CMTUSD10	10	0,3103	0,0014**	-5,8653	on
DJUSRE	9	0,8256	0,0929*	-10,4361	on
DJCICLT	10	0,2738	0,0021**	-6,8556	on

DXY					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	0,1064	0,0237**	-5,4333	on
SPX	9	-4,6438	0,0282**	34,0422	on
HUI	10	0,5871	0,0000**	-7,8633	on
CMTUSD10	2	-0,1633303	0,0055**	-4,4736	on
DJUSRE	9	-5,9029	0,0010**	30,0491	on
DJCICLT	9	-0,2006	0,0001**	-3,6605	on

CMTUSD10					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	0,6268	0,1061	-6,0126	ei ole
SPX	10	-8,6155	0,0026**	69,5798	on
HUI	10	3,2225	0,0000**	-18,9007	on
DXY	2	-6,1226	0,0043**	27,3898	on
DJUSRE	10	-28,4878	0,0298**	164,6321	on
DJCICLT	8	-1,0337	0,0000**	3,8267	on

DJUSRE					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	-0,1543	0,0000**	-4,7234	on
SPX	10	-0,8175	0,0000**	0,8633	on
HUI	9	1,2113	0,0085**	-12,6412	on
DXY	9	-0,1694	0,7788	-5,0906	ei ole
CMTUSD10	10	-0,0351	0,8205	-5,7790	ei ole
DJCICLT	10	-0,1562	0,1677	-5,1536	ei ole

DJCICLT					
Indeks	Viitaegade arv	Koefitsient	P-väärtus	Konstant	Statistiline olulisus
SPCBDM	1	-0,3896	0,0033**	-1,7558	on
SPX	10	-3,4958	0,0000**	24,2071	on
HUI	10	3,6525	0,0000**	-25,0405	on
DXY	9	-4,9856	0,0026**	18,2499	on
CMTUSD10	8	-0,9674	0,0000**	-3,7018	on
DJUSRE	10	-6,4030	0,0067**	32,9985	on

\* Oluline nivool 0,1 \*\* Oluline nivool 0,05

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

Analüüsi tõlgendamiseks kasutatakse sama valemit nagu ka esimese perioodi puhul. Järgnevalt esitatakse normaliseeritud VECM mudeli matemaatiline kuju antud analüüsi tulemuste hindamiseks:

$$\beta_0 + \beta_1 A + \beta_2 B_{t-1} = u_t \quad (5)$$

kus

$\beta_0$  on konstant

$\beta_1 A$  on muutuja, kus  $\beta_1$  on normaliseeritud kujul 1

$\beta_2 B_{t-n}$  on muutuja, mille koefitsient  $\beta_2$  leiti VECM analüüsi käigus

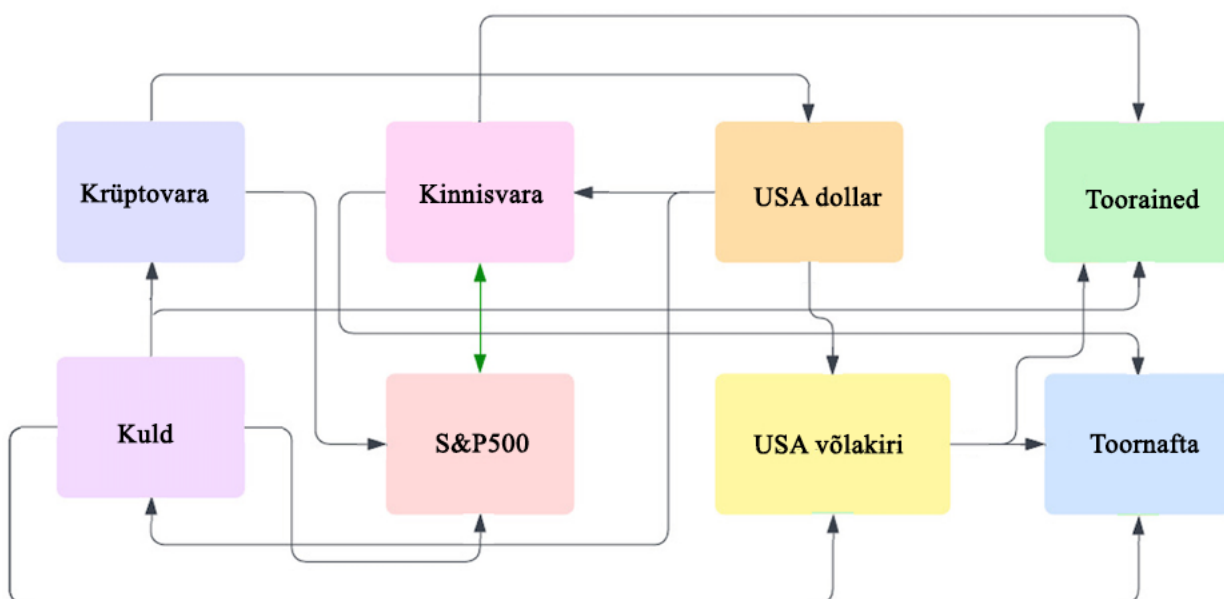
$u_t$  on lühiajalise kõrvalekalde väärtus, mis on pikaajalise tasakaalu puhul 0

Ka teise perioodi puhul tasub välja tuua, et Johanseni normaliseeritud VECM maatriksi koefitsiendid võtavad arvesse valitud optimaalset viitaegade arvu. Samuti testiti VECM mudeli stabiilsust, jääkliikmetes autokorrelatsiooni esinemist ning allumist normaaljaotusega häiretele. Esimesed kaks testi läbisid mudelid edukalt, kuid mudelid ei allu normaaljaotusega häiretele.

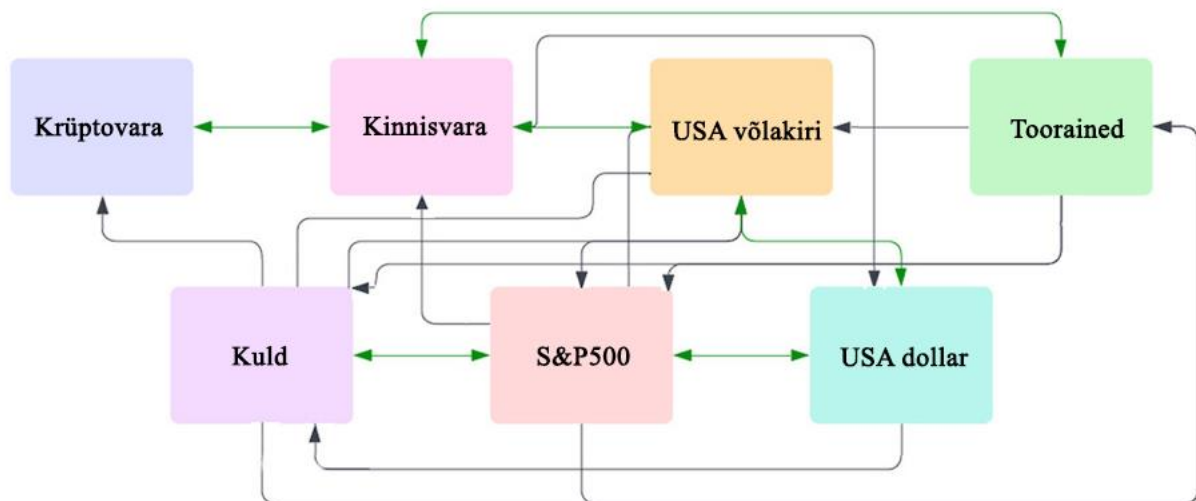
### 3.3 Tulemuste võrdlus

Vektor autoregressiivse mudeli abil viidi kahel perioodil läbi Grangeri põhjuslikkuse analüüs, mille tulemused on kooskõlas Piplack ja Straetmans (2010) ja Silvennoinen ja Thorp (2013) uuringutega, mille kohaselt kriisiaegsel perioodil varaklasside vaheline hajutamise efekt väheneb ehk varaklasside vahel esineb rohkem koosliikumise mustreid. Nagu ka esimesel perioodil jäi üheks juhtivaks aegreaks S&P500 indeks ja kulla indeks, mis omab enim mõju teiste varaklasside turgudele. Erinevalt esimesest perioodist tõusid esile rohkemad indeksid, mis omasid statistiliselt olulist mõju teistele. Esile on kerkinud ka kinnisvaraindeksi ja toorainete indeksi mõju teistele varaklassidele, mida esimesel perioodil ei täheldatud. Ühtegi indeksit ei saa pidada teiste suhtes täielikult eksogeenseks, sest üks indeks ei mõjuta kõiki teisi vaatluse all olevaid indekseid.

Joonisel 9. on välja toodud esimesel perioodil ilmnenu lühiajaliste suhete graafik, mille abil on lihtsam mõista nii ühe- kui ka kahesuunaliste seoste olemust erinevate varaklasside vahel.



Joonis 9. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused perioodil 28.02.2017-29.02.2020  
Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras *Excel*

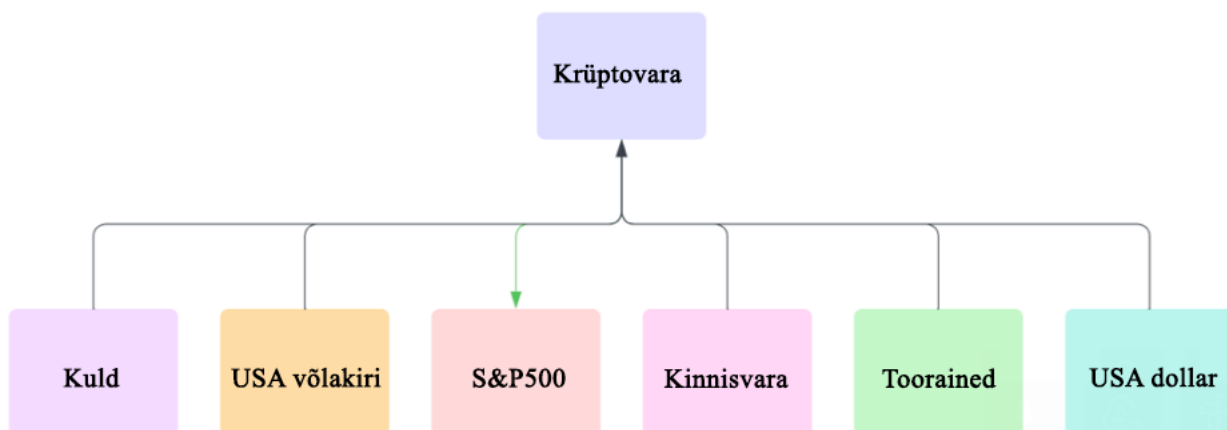


Joonis 10. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused perioodil 01.03.2020-20.03.2023  
Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras

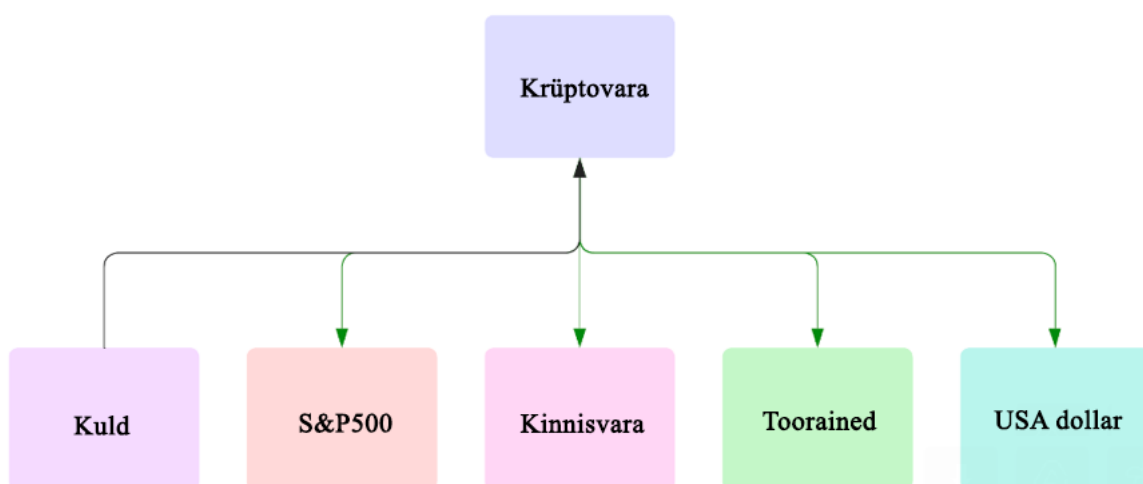
Joonistelt 9. ja 10. on võimalik vaadelda indeksite vahelisi lühiajaliste suhete muutusi kahe erineva perioodi vahel. Rohelise värviga on välja toodud kahepoolsed suhted ning mustaga ühepoolsed suhted. Joonistelt on näha, et esimesel perioodil oli ainsaks kahepoolseks lühiajaliseks suhteks S&P500 ja kinnisvaraindeksi vaheline suhe. Teisel vaatlusperioodil on kahepoolseid suhteid kokku viis ning esineb ka kahepoolne suhe laiapõhjalise kinnisvaraindeksi ning kinnisvaraindeksi vahel. Lisaks sellele on tabeli 6. ja 7. tulemuste alusel näha, et teisel perioodil on lühiajalisi suhteid kordades rohkem ning need omavad rohkem statistilist olulisust kui esimesel perioodil.

Edasi hinnati vektor veaparandusmudeli tulemusi kahel erineval perioodil. Vektor veaparandusmudeli analüüsiks vaadeldi kõikide muutujate paaride vahelist seost eraldi, et näha seoste tugevust kõikide muutujapaaride vahel. Nii nagu ka vektor autoregressiivse lühiajaliste seoste mudeli puhul, on ka vektor veaparandusmudeli statistiliselt olulisi suhteid teisel perioodil rohkem. Antud tulemused on kooskõlas varasemate empiiriliste uuringutega, mille kohaselt tihenevad kriisi perioodil erinevate varaklasside vahelised koosliikumise mustrid. Joonistel 11. ja 12. on välja toodud laiapõhjalise krüptoindeksi pikaajalise tasakaalu suhted esimese ja teise perioodi kohta. Kahepoolsete suhete puhul on joonisel kasutatud rohelist värvi.





Joonis 11. VECM mudeli tulemused perioodil 28.02.2017-29.02.2020 SPCBDM indeksi kohta  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras Excel



Joonis 12. VECM mudeli tulemused perioodil 01.03.2020-20.03.2023 SPCBDM indeksi kohta  
 Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud vabavaras Excel

Jooniselt 11. ja 12. on näha, et pandeemia eelsel perioodil mõjutab laiapõhjalist krüptovarade indeks vaid S&P500 indeksit, kuid teisel perioodil mõjutab krüptoindeksit lisaks ka kinnisvara, toorainete ning USA dollari indeksit. Esimesel perioodil avaldab krüptoindeks mõju kõikidele teistele valimisse võetud indeksitele, kuid teisel perioodil kaob mõju USA 10-aastase püsiva tähtajaga võlakirja indeksile.

### 3.4 Järeldused

Antud uuringu tulemused annavad hea ülevaate krüptovarade ja traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside koosliikumise muustritest COVID-19 pandeemia eelsel ja järgsel perioodil. Andmete analüüsimiseks kasutati nii korrelatsioonanalüüsi, Grangeri põhjuslikkuse testi kui ka vektor veaparandusmudelit. Analüüsi kaheksat aegrida – laiapõhjalise krüpto turu indeks (SPCBDM), kulla indeks (HUI index), S&P500 laiapõhjaline aktsia indeks (SPX index), USA dollari indeks (DXY crncy), USA 10-aastase *constant maturity* võlakirja indeks (CMTUSD10 Index), Dow Jonesi kinnisvaraindeks (DJUSRE Index), Dow Jonesi toorainete laiapõhjaline indeks (DJCICLT Index) ning S&P toornafta indeks (SPGSCLP Index). Varajases uuringu faasis leiti, et toorainete ja toornafta indeksite vahel esineb ligi 100% korrelatsioon, seega eemaldati toornafta indeks valimist.

Korrelatsioonanalüüsist selgus, et enamik SPCBDM indeksi suhteid pandeemia eelsel perioodil on statistiliselt ebaolulised. Ainsaks statistiliselt oluliseks suhteks on esimesel perioodil suhe kullaindeksiga. Korrelatsioonitugevus on 0,054 ehk tegemist on väga nõrga positiivse korrelatsiooniga, mis on statistiliselt oluline nivool 0,1. Sarnaselt esimese perioodi korrelatsioonanalüüsi tulemustega, näitas ka Grangeri põhjuslikkuse test (esimesel perioodil), et pandeemia eelselt on lühiajaline mõju krüptovara indeksile vaid kullaindeksil olulisuse nivool 0,1. Vaatamata sellele on lühiajalised põhjuslikkuse kanalid suunitletud vastupidiselt, kus krüptovarade indeks omab statistiliselt olulist mõju nii S&P500 indeksile (nivool 0,1) kui ka USA dollari indeksile (nivool 0,1). Vektor veaparandusmudeli analüüs esimeses perioodis tõi sarnaseid tulemusi, kus ainult S&P500 indeks mõjutas pikaajalises tasakaaluseisus laiapõhjalise krüptovara indeksit, mille suhe on järgnev:  $1.d.SPXBDM = -6,38l.d.SPX + 57,26$ , seega on esimesel perioodil krüptovarade indeks S&P500 indeksiga negatiivses seoses. Alljärgnevalt tuuakse välja statistiliselt olulised tasakaalu suhted pikaajalises tasakaaluseisus normaliseeritud kujul esimese perioodi kohta:

$$1.d.SPX = -0,16l.d.SPXBDM + 8,97 \quad (6)$$

$$1.d.HUI = 0,61l.d.SPXBDM + 1,21 \quad (7)$$

$$1.d.DXY = -0,19l.d.SPXBDM + 5,81 \quad (8)$$

$$1.d.CMTUSD10 = -0,47l.d.SPXBDM + 4,33 \quad (9)$$

$$1.d.DJUSRE = 29,74l.d.SPXBDM - 190,30 \quad (10)$$

$$1.d.DJCICLT = -3,20l.d.SPXBDM + 26,22 \quad (11)$$

Antud valemitest on näha, et esimesel perioodil on krüptoindeksil üks kahepoolne pikaajaline tasakaalusuhe S&P500 indeksiga. Samuti tasub välja tuua, et S&P500, USA dollari, USA 10-aastase püsiva tähtajaga võlakirja ning toorainete indeksi vahel esineb krüptovarade indeksiga negatiivne pikaajaline suhe, mille abil oleks investoril võimalik riske hajutada.

Teisel, pandeemia aegsel ja järgsel perioodil esines korrelatsioon kõikide muutujate vahel vähemalt nivool 0,05. Seejärel viidi läbi Grangeri põhjuslikkuse test, mille abil leiti, et statistiliselt oluline mõju SPCBDM indeksile lühiajaliselt on endiselt kullaindeksil (nivool 0,05), kuid lisandus ka kinnisvaraindeks (nivool 0,1). Lühiajaline suhe kinnisvaraindeksiga osutus kahepoolseks. Võrreldes esimese perioodiga SPCBDM lühiajaliseks SPX ja DXY indeksitele enam mõju ei avaldanud. Vektor veaparandusmudeliga leiti järgmised muutujapaaride viisilised seosed SPCBDM indeksiga. Esimeses blokis tuuakse välja SPCBDM indeksi pikaajalised tasakaaluseisud:

$$l. d. SPCBDM = 5,49l. d. SPX - 37,94 \quad (12)$$

$$l. d. SPCBDM = -23,82l. d. HUI + 139,99 \quad (13)$$

$$l. d. SPCBDM = -9,40l. d. DXY - 51,05 \quad (14)$$

$$l. d. SPCBDM = 6,48l. d. DJUSRE - 30,60 \quad (15)$$

$$l. d. SPCBDM = 2,57l. d. DJCICLT - 4,51 \quad (16)$$

Järgnevalt esitatakse ka ülejäänud tasakaalusuhted, milles laiapõhjaline krüptovara indeks figureerib:

$$l. d. SPX = 0,18l. d. SPCBDM + 6,90 \quad (17)$$

$$l. d. DXY = -0,11l. d. SPCBDM + 5,43 \quad (18)$$

$$l. d. DJUSRE = 0,15l. d. SPCBDM + 4,72 \quad (19)$$

$$l. d. DJCICLT = 0,39l. d. SPCBDM + 1,76 \quad (20)$$

Märkimisväärselt mõjutavad SPCBDM indeksit teisel perioodil võrreldes esimesega kolme võrra rohkemad muutujad. Kahepoolseid suhteid esineb neli. Samuti ei ole teisel perioodil enam USA püsiva tähtajaga 10-aastase võlakirja indeksil SPCBDM indeksiga pikaajalist tasakaaluseisu. Võrreldes esimese perioodiga muutus S&P500 indeks nõrgalt positiivseks. Negatiivsed suhted esinevad hetkel USA dollari, kulla ja laiapõhjalise krüptovara indeksi vahel. SPCBDM indeks

teisel perioodil enam kullaindeksit ei mõjuta ning juurde tekkis SPCBDM indeksil kahepoolne positiivne suhe laiapõhjalise toorainete indeksiga ning kinnisvaraindeksiga.

Uuringu tulemusena leiti, et perioodil enne COVID-19 pandeemia algust oli krüptovarade mõju teistele uuringusse kaasatud varaklassidele laiaulatuslikum, kui vastupidine mõju. Ehk krüptovarad mõjutasid pikas perspektiivis kõiki valimisse võetud indekseid, kuid krüpto indeksi ennast mõjutas vaid S&P500 aktsiaindeks ning seda negatiivses suunas. Antud tulemusest võib järeldada, et vastavalt investori riskiprofiilile on kasulik kaasata portfelli krüptovarad, sest need ei ole tugevalt mõjutatud teiste turuindeksite poolt, eriti arvestades fakti, et ka neli teistpidi defineeritud suhet on negatiivsed.

COVID-19 pandeemia aegsel ja järgsel perioodil aga süvenesid krüptovarade ja teiste varaklasside koosliikumise mustrid. Lisaks S&P500 indeksile, avaldasid krüptoindeksile mõju ka kulla, dollari, kinnisvara ja toorainete indeksid. Kui esimesel perioodil olid pooled krüptovaradega esinevad suhted negatiivsed sh suhe, kus S&P500 indeks mõjutas krüptovarade indeksit, siis teisel perioodil on negatiivne suhe vaid dollari ja kulla indeksitega. Seega on teisel perioodil võrreldes esimesega koosliikumine turgudel süvenenud ehk hajutamise efektiivsus on väiksem. Vaatamata sellele on krüptovarade seosed teiste varaklassidega nõrgemad kui seosed teiste valimi varaklasside vahel. Kahepoolsete suhete esinemise korral ei ole antud analüüsi puhul võimalik määratleda, kumma indeksi mõju teisele on domineeriv ning millisest kas ekso- või endogeensest šokist sai koosmõju alguse, antud sõltuvussuhet on võimalik vaadelda antud töö edasiarendusena.

Tugev traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside seotus krüptovara indeksiga võib olla seotud mitme nähtusega. Esiteks otsivad investorid alternatiivseid varaklasse investeerimiseks, mis populariseerib krüptovarade kasutust ning seeläbi tõstab nõudlust, mille tulemusena võivad erinevate varaklasside vahel tekkida volatiilsuse ülekandumised. Teiseks tänu näiliselt madalale korrelatsioonile teiste varaklassidega, võib krüptovaradega hajutamine tuua samuti kaasa volatiilsuse ülekandumist. Kolmandaks on kõrge huvi bloki-ahela arengu ja tulevase potentsiaali vastu ning neljandaks võivad makroökonomilised fluktuatsioonid omada mõju krüptoturu liikumisele ning seeläbi mõjutada ka teisi varaklasse. Antud uuring on kooskõlas Ji jt (2019) ning Huynh jt (2020), kelle tulemuste hulgas peeti krüptovarade ja alternatiivsete varaklasside (eriti toorainete) seost pikaajaliselt oluliseks. Ning ka Conrad *et al.* (2018) ja Malladi (2022) uuringutega, kes kinnitasid traditsiooniliste varaklasside ja krüptovarade koosliikumist ning leidsid statistiliselt olulisi tulemusi.

## KOKKUVÕTE

Optimaalse portfelli loomiseks on oluline mõista erinevate varaklasside omavahelist integratsiooni, et riskid võimalikult palju hajutada. Krüptovarade uudsuse tõttu on oluline uurida, kuidas mõjutavad traditsiooniliste varaklasside šokid krüptovarasid ning vastupidi, et teha finantsturgudel informeeritud otsuseid. Uuringu eesmärk on hinnata erinevate varaklasside päeva lõpphinna koosliikumist ning nende seost COVID-19 pandeemia eelsel ja järgsel perioodil. Töös kasutatakse Bloombergi ajaloolisi andmeid ning uuritakse krüptovara ja traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside koosliikumist lühiajaliselt ja pikaajaliselt. Uurimistöö hüpotees on, et krüptovara ja traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside vahel on koosliikumise suhted nii lühiajaliselt kui ka pikaajaliselt ning neid esineb rohkem COVID-19 järgsel perioodil.

Töös kasutatakse andmeid, mis pärinevad Bloombergi ajalooliste andmete baasist. Vaatluseid on kokku 2211. Kasutusel on päevased andmed alates 28.02.2017, mil S&P Dow Jones alustas krüptovarade laiapõhjalise turu indeksite kogumist (SPCBDM Index). Lisaks sellele kaasatakse mudelisse kulla indeks (HUI index), S&P500 laiapõhjaline aktsia indeks (SPX index), USA dollari indeks (DXY crncy), USA 10-aastase *constant maturity* võlakirja indeks (CMTUSD10 Index), Dow Jonesi kinnisvaraindeks (DJUSRE Index), Dow Jonesi toorainete laiapõhjaline indeks (DJCICLT Index) ning S&P toornafta indeks (SPGSCLP Index). Vaatluse lõppkuupäevaks on 20.02.2023. Uuring viidi läbi korrelatsioonanalüüsi, Grangeri põhjuslikkuse testi ning vektorveaparandusmudeli abil.

Korrelatsioonanalüüsi tulemusena selgus, et enamik SPCBDM indeksi suhteid pandeemia eelse perioodil ei ole statistiliselt olulised. Ainuke oluline suhe esimesel perioodil oli kullaindeksiga ning selle korrelatsioonitugevus oli väga nõrk (0,054). Grangeri põhjuslikkuse test näitas, et pandeemia eelse perioodi jooksul oli krüptovara indeksile lühiajaline mõju ainult kullaindeksil. Siiski näitasid lühiajalised põhjuslikkuse kanalid vastupidist suunda, kus krüptovara indeksil oli oluline mõju nii S&P500 indeksile kui ka USA dollari indeksile. Vektorveaparandusmudeli analüüs näitas sarnaseid tulemusi, kus ainult S&P500 indeks mõjutas pikaajalises tasakaaluseisus

laiapõhjalist krüptovara indeksit negatiivselt. Uuringu teine periood, mis hõlmab pandeemia perioodi ja selle järgset aega, näitas, et kõigi muutujate vahel esines korrelatsioon nivool vähemalt 0,05 Grangeri põhjuslikkuse testiga selgitati välja, et SPCBDM indeksile avaldavad lühiajalist mõju kullaindeks ja kinnisvaraindeks (nivool 0,05 ja 0,1). Kinnisvaraindeksi suhe SPCBDM indeksiga oli kahepoolne. Erinevalt esimesest perioodist ei mõjutanud SPCBDM indeks lühiajaliselt enam SPX ja DXY indekseid. Vektorveaparandusmudeliga leiti, et teisel perioodil mõjutavad SPCBDM indeksit kolm muutujat rohkem kui esimesel perioodil, ning neli muutujapaari esindavad kahepoolseid suhteid. Lisaks ei olnud USA püsiva tähtajaga 10-aastase võlakirja indeksil SPCBDM indeksiga enam pikaajalist tasakaalu. Võrreldes esimese perioodiga muutus S&P500 indeksi suhe SPCBDM indeksiga nõrgalt positiivseks. Negatiivsed suhted esinevad hetkel laiapõhjalise krüptovara ja USA dollari, kulla indeksi vahel. Teisel perioodil ei mõjutanud SPCBDM indeks kullaindeksit ning lisandus kahepoolne positiivne suhe laiapõhjalise toorainete indeksiga ja kinnisvaraindeksiga. Antud uuring on kooskõlas Ji jt (2019) ning Huynh jt (2020), kelle tulemuste hulgas peeti krüptovarade ja alternatiivsete varaklasside (eriti toorainete) seost pikaajaliselt oluliseks. Ning ka Conrad *et al.* (2018) ja Malladi (2022) uuringutega, kes kinnitasid traditsiooniliste varaklasside ja krüptovarade koosliikumist.

Uuringu tulemusel leidis hüpotees kinnitust – traditsiooniliste/alternatiivsete varaklasside vahel esinevad nii lühi- kui ka pikaajalised suhted krüptovaradega ning suhted tugevnevad pärast COVID-19 pandeemia algust. Antud tulemused kinnitavad Silvennoinen ja Thorp (2013) uuringut, milles leiti, et kriisi järgselt on turud omavahel tugevamalt seotud. Antud uuringus leidis kinnitust, et kriisi järgselt on ka krüptovarad teiste turgudega tugevamas seoses nii lühi- kui ka pikaajaliselt, seega vähenevad krüptovarade maandaja omadused teiste turgude suhtes. Pandeemia mõjude taandumisel on võimalik antud töö edasiarendusena uurida, kas analüüsis leitud pandeemia aegsed tasakaaluseisud on püsivad või muutuvad need tagasi sarnaseks pandeemia eelse perioodiga ehk turgude vahelise hajutamise omadused taastuvad. Antud tulemused aitavad investoritel teha ratsionaalsemaid otsuseid seoses krüptovarade kaasamisega portfelli ning kaasamist optimaalselt ajastada.

Antud uuringut on võimalik edasi arendada kasutades teiste varaklasside asemel makroökonomilisi näitajaid, et mõista, kuidas reageerivad krüptovarad üldises majanduspildis ning edaspidiselt antud tulemus integreerida ka teiste varaklasside uuringusse. Lisaks sellele on võimalik kasutada teisi analüüsimeetodeid nagu GARCH või BEKK mudel.

## **SUMMARY**

### **STUDY OF THE INTEGRATION BETWEEN CRYPTO ASSETS AND TRADITIONAL/ALTERNATIVE ASSETS IN THE SHORT AND LONG TERM ON THE EXAMPLE OF THE US MARKET**

Kirke Saarelaid

The creation of an optimal portfolio requires a clear understanding of the integration of various asset classes to diversify risks as much as possible. Due to the novelty of crypto-assets, it is important to study how shocks in traditional asset classes affect cryptocurrencies, and vice versa, in order to make informed decisions in financial markets. This research aims to evaluate the co-movement of various asset classes' end-of-day prices and their relationship in the pre- and post-COVID-19 pandemic period. Bloomberg's historical data is used to examine the co-movement of cryptocurrency and traditional/alternative asset classes in both the short and long term. The hypothesis states that there are short- and long-term co-movement relationships between cryptocurrency and traditional/alternative asset classes, and that these are more prevalent in the post-COVID-19 period.

The study uses data from Bloomberg's historical database, with a total of 2211 observations. Daily data has been used since 28.02.2017, when S&P Dow Jones began collecting broad cryptocurrency market indices (SPCBDM Index). In addition to this, the model includes the gold index (HUI index), the S&P 500 broad-based stock index (SPX index), the US dollar index (DXY crncy), the US 10-year constant maturity bond index (CMTUSD10 Index), the Dow Jones Real Estate Index (DJUSRE Index), the Dow Jones Commodity broad-based index (DJCICLT Index), and the S&P commodity index (SPGSCLP Index). The observation end date is 20.03.2023. The study was conducted using correlation analysis, Granger causality test, and the vector error correction model.

The correlation analysis showed that most of the SPCBDM index relationships in the pre-pandemic period were not statistically significant. The only significant relationship during the first

period was with the gold index, with a very weak correlation strength (0.054). The Granger causality test showed that during the pre-pandemic period, only the gold index had a short-term impact on the cryptocurrency index. However, short-term causality channels showed the opposite direction, where the cryptocurrency index had a significant impact on both the S&P 500 index and the US dollar index. The vector error correction model analysis showed similar results, with only the S&P 500 index negatively affecting the broad-based cryptocurrency index in long-term equilibrium. The second period of the study, which covers the pandemic period and its aftermath, showed that there was a correlation with the p-value of at least 0.05 between all variables. The Granger causality test revealed that the gold and real estate indexes had a short-term impact on the SPCBDM index (0.05 and 0.1, respectively). The relationship between the real estate index and the SPCBDM index was bilateral. Unlike the first period, the SPCBDM index no longer had a short-term impact on the SPX and DXY indices. Using the vector error correction model, it was found that in the second period, three variables affect the SPCBDM index more than in the first period, and four variable pairs represent bilateral relationships. In addition, there was no longer a long-term equilibrium between the SPCBDM index and the US 10-year Treasury bond index. Compared to the first period, the S&P500 index relationship with broad crypto index became weakly positive, but negative relationships currently exist between the US dollar, gold, and broad-based cryptocurrency indexes. In the second period, the SPCBDM index did not affect the gold index, and there was a bilateral positive relationship between the broad-based commodity index and the real estate index.

This study is consistent with Ji et al. (2019) and Huynh et al. (2020), whose results found a long-term relationship between cryptocurrency and alternative asset classes (especially commodities) to be significant. It is also consistent with Conrad et al. (2018) and Malladi (2022) studies, which confirmed the co-movement of traditional asset classes and cryptocurrencies. The study recommends further research using macroeconomic indicators and other analytical methods such as GARCH or BEKK models.



## KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Aboluwodi, D., Nomlala, B., Muzindutsi, B. F., (2022). The COVID-19 crisis and interaction between the JSE, real estate, energy, commodity and cryptocurrency markets. *Journal of Economics and Financial Analysis*, 6 (1).
- Adrian, T., Griffoli, T. M., (2019). The rise of digital money. *IMF Working Paper, FinTech Notes No. 2019/001*.
- Andrianto, Y., Diputra, Y., (2017). The effect of cryptocurrency on investment portfolio effectiveness. *Journal of Finance and Accounting*, 5 (6).
- Akhtaruzzaman, M., Sensoy, A., Corbet, S., (2020). The influence of bitcoin on portfolio diversification and design. *Finance Research Letters*, 37, 101344.
- Aliu, F., Bajra, U., Preniqi, N., (2021). Analysis of diversification benefits for cryptocurrency portfolios before and during the COVID-19 pandemic. *Studies in Economics and Finance*, 39 (3).
- Aliu, F., Nuhiu, A., Kasniqi, B. A., Jusufi, G., (2021). Modeling the optimal diversification opportunities: the case of crypto portfolios and equity portfolios. *Studies in Economics and Finance*, 1086-7376.
- Ammous, S., (2018). Can cryptocurrencies fulfil the functions of money?. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 70, 38-51.
- Arouri, M. E. H., Nguyen, D. K., Pukthuanthong, K., (2014). Diversification benefits and strategic portfolio allocation across asset classes: the case of the US markets. *DEPOCEN WORKING PAPERS, No 2014/09*.
- Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., Roubaud, D., (2017). Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*, 64, 74-81.
- Bali, T. B., Cakici, N., Yan, X., Zhang, Z., (2005). Does idiosyncratic risk really matter?. *The Journal of Finance*, 60 (2).
- Baur, D. G., Dimpfl, T., (2018). Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economic Letters*, 173, 148-151.
- Baur, D. K., Lucey, B. M., (2010). Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold. *The Financial Review*, 45(2).
- Bianchi, D., Guidolin, M., Pedio, M., (2020). Dissecting Time-Varying Risk Exposures in Cryptocurrency Markets. *SSRN Working Paper*, 3609949.

- Blackrock (2023). What Are Alternative Investments? *Kättesaadav*:  
<https://www.blackrock.com/ch/individual/en/themes/alternative-investments#>,  
 21.02.2023.
- Bloomberg (2022). Daily closing price historical data (database). *Kättesaadav*: Bloomberg  
 tarkvara, 07.01.2023.
- Bouri, E., Azzi, G., Dyhrberg, A. H., Khaled, M. (2017). On the return-volatility relationship in  
 the Bitcoin market around the price crash of 2013. *Finance Research Letters*, 23, 87-95.
- Bouri, E., Gupta, R., Lahiani, A., Shahbaz, M., (2018). Testing for asymmetric nonlinear short-  
 and long-run relationships between bitcoin, aggregate commodity and gold prices.  
*Resources Policy*, 57, 224-235.
- Chopra, M., Mehta, C., (2022). Is bitcoin a diversifier, hedge or safe haven for traditional and  
 alternate asset classes?. *Cogent Economics & Finance*, 10 (1).
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S., Osterrieder, J., (2017). GARCH modelling of cryptocurrencies.  
*Journal of Risk and Financial Management*, 10 (4).
- Ciner, C., Gurdgiev, C., Lucey, B. M., (2013). Hedges and safe havens: An examination of  
 stocks, bonds, gold, oil and exchange rates. *International Review of Financial Analysis*,  
 29, 202-211.
- Conlon, T., Corbet, S., McGee, R. J., (2020). Are cryptocurrencies a safe haven for equity  
 markets? An international perspective from the COVID-19 pandemic. *Research in  
 International Business and Finance*, 54, 101248.
- Conrad, C., Custovic, A., Ghysels, E. (2018). Long- and short-term volatility components: A  
 GARCH-MIDAS analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 11 (2).
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic  
 relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*,  
 165, 28-34.
- Eisl, A., Gasser, S. M., Weinmayer, K., (2015). Does bitcoin improve portfolio diversification?.  
*SSRN Working Paper*, 2408997.
- Elsayed, A. H., Gozgor, G., Yarovaya, L., (2022). Volatility and return connectedness of  
 cryptocurrency, gold, and uncertainty: Evidence from the cryptocurrency uncertainty  
 indices. *Finance Research Letters*, 47 (B).
- Fang, T., Su, Z., Yin, L., (2020). Economic fundamentals or investor perceptions? The role of  
 uncertainty in predicting long-term cryptocurrency volatility. *International Review of  
 Financial Analysis*, 71, 101566.
- Farlow, A., (2005). UK House Price, Consumption and GDP, in a Global Context: *Department  
 of Economics and Oriel College University of Oxford 1*.

- FCA. Market Abuse (manipulating transactions. Kättesaadav: [https://www.handbook.fca.org.uk/handbook/MAR/1/6.html?date=2016-03-07#:~:text=which%3A-,\(a\),an%20abnormal%20or%20artificial%20level.](https://www.handbook.fca.org.uk/handbook/MAR/1/6.html?date=2016-03-07#:~:text=which%3A-,(a),an%20abnormal%20or%20artificial%20level.), 01.02.2023.
- FED. Policy Tools: Open Market Operations. Kättesaadav: <https://www.federalreserve.gov/monetarypolicy/openmarket.htm>, 01.02.2023.
- Federal Reserve Bank of St. Louis. (n.d.). 10-Year Treasury Constant Maturity Rate. Kättesaadav: <https://fred.stlouisfed.org/series/DGS10>, 01.02.2023.
- Feng, W., Wang, Y., Zhang, Z., (2018). Can cryptocurrencies be a safe haven: a tail risk perspective analysis. *Applied Economics*, 50 (44).
- Fry, J., Cheah, E. T., (2016). Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 47, 343-352.
- Gandal, N., Hamrick, J., Moore, T., Oberman, T., (2018). Price manipulation in the Bitcoin ecosystem. *Journal of Monetary Economics*, 95, 86-96.
- Ghazani, M. M., Khosravi, R., (2020). Multifractal detrended cross-correlation analysis on benchmark cryptocurrencies and crude oil prices. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 560, 125172.
- Gold, Z., McBride, M., (2005). Cryptocurrency: A primer for policy makers. *CNA Analysis and Solutions*.
- Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., Ftiti, Z., (2019). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, 63, 431-437.
- Guindy, M. A., (2021). Cryptocurrency price volatility and investor attention. *International Review of Economics & Finance*, 76, 556-570.
- Hayes, A. S., (2017). Cryptocurrency value formation: An empirical study leading to a cost of production model for valuing bitcoin. *Telematics and Informatics*, 34 (7).
- Huynh, T. L. D., (2019). Spillover risks on cryptocurrency markets: A look from VAR-SVAR Granger Causality and Student's-t copulas. *Journal of Risk and Financial Management*, 12 (2).
- Huynh, T. L. D., Shahbaz, M., Nasir, M. A., Ullah, S., (2020). Financial modelling, risk management of energy instruments and the role of cryptocurrencies. *Annals of Operations Research*, 313, 47-75.
- Intercontinental Exchange. (n.d.). U.S. Dollar Index (DXY). Kättesaadav: <https://www.theice.com/products/nybot-ice-us-dollar-index-futures>, 01.02.2023.
- Jaggi, A., Jeanneret, P., Scholz, S., (2011). Boost your traditional portfolio: Activate traditional asset classes with alternative investments. *Journal of Derivatives & Hedge Funds*, 17, 133-150.

- Ji, Q., Bouri, E., Roubaud, D., Kristoufek, L., (2019). Information interdependence among energy, cryptocurrency and major commodity markets. *Energy Economics*, 81, 1042-1055.
- Kajtazi, A., Moro, A., (2019). The role of bitcoin in well diversified portfolios: A comparative global study. *International Review of Financial Analysis*, 61, 143-157.
- Kang, S. H., Yoon, S. M., (2014). The impact of oil price shocks on the stock market return and volatility relationship. *Energy Economics*, 62, 204-216.
- Katsiampa, P., (2019). An empirical investigation of volatility dynamics in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 50, 322-335.
- Kembo, T. (2019). Cryptocurrency could help Zimbabwe overcome its economic woes. World Economic Forum.
- Kurka, J., (2019). Do cryptocurrencies and traditional asset classes influence each other?. *Finance Research Letters*, 31, 38-46.
- Kyriazis, N., Papadamou, S., Corbet, S., (2020). A systematic review of the bubble dynamics of cryptocurrency prices. *Research in International Business and Finance*, 54, 101254.
- Lavelle, B., Yamamoto, K. N., Kinnen, M. (2021). Cryptocurrencies, correlations, and COVID-19: Diversifiers, hedge, or safe haven?. *Review of Integrative Business and Economics Research*, 11 (2).
- Lee, Y., Rhee, J. H. (2022). A VECM analysis of Bitcoin price using time-varying cointegration approach. *Journal of Derivatives and Quantitative Studies*, 30 (3).
- Lütkepohl, H. New introduction to multiple time series analysis. *Springer Science & Business Media*, 357-385.
- Malladi, R. K., (2022). Pro forma modeling of cryptocurrency returns, volatilities, linkages and portfolio characteristics. *China Accounting and Finance Review*, 1029-807X.
- Malladi, R. K., Dheeriyaa, P. L., (2021). Time series analysis of cryptocurrency returns and volatilities. *Journal of Economics and Finance*, 45, 75-94.
- Markowitz, H., (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7 (1).
- Morgia, M. L., Mei, A., Sassi, F., Stefa, J., (2020). Pump and dumps in the Bitcoin era: real time detection of cryptocurrency market manipulations. *IEEEExplore: ICCCN* (29).
- Morgia, M. L., Mei, A., Sassi, F., Stefa, J., (2023). The doge of Wall Street: Analysis and detection of pump and dump cryptocurrency manipulations. *ACM Transactions on Internet Technology*, 23 (1).
- Nakamoto, S., (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. *Decentralized business review*.

- Narayan, P. K., Narayan, S., Sharma, S. S. (2013). An analysis of commodity markets: What gain for investors? *Journal of Banking & Finance*, 37(10), 3878-3889.
- Okechukwu, R., Ezeji, S. C., & Nwude, C. C., (2017). The effect of cryptocurrency on investment portfolio diversification. *Journal of Finance and Accounting*, 5(6), 338-346.
- Okorie, I. O., Lin, B., (2020). Crude oil price and cryptocurrencies: Evidence of volatility connectedness and hedging strategy. *Energy Economics*, 87, 104703.
- Øksendal, B., (2003). *Stochastic Differential Equations: An Introduction with Applications (5th ed., corrected printing)*. Springer-Verlag.
- Ortok, C., Terrones, M. E., (2005). House Prices, Interest Rates and Macroeconomic Fluctuations: International Evidence. *IMF Working Paper*.
- Pangfei, A., Wei, Z., Xiao, L., Dehua, S., (2019). Is cryptocurrency a hedge or a safe haven for international indices? A comprehensive and dynamic perspective. *Finance Research Letters*, 31, 1-18.
- Piplack, J., Straetmans, S., (2010). Comovements of different asset classes during market stress. *Pacific Economic Review*, 15(3).
- Puthal, D., Malik, N., Mohanty, S. P., Kougianos, E., Das, G., (2018). Everything you wanted to know about the blockchain: Its promise, components, processes, and problems. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 7 (4).
- PwC. (2018). Blockchain: A catalyst for change in insurance. Kättesaadav: <https://www.pwc.com/gx/en/insurance/assets/blockchain-a-catalyst.pdf>, 22.02.2023.
- Qureshi, G. K., Bhutta, N. T. (2022). Bivariate hedging between crypto-currency and traditional assets. *Journal of Positive School Psychology*, 6 (11), 545-568.
- Rehman, M. U., Vo, X. V., (2020). Cryptocurrencies and precious metals: A closer look from diversification perspective. *Resources Policy*, 66, 101652.
- S&P Dow Jones Indices. (n.d.). S&P 500. Kättesaadav: <https://us.spindices.com/indices/equity/sp-500>, 01.02.2023.
- S&P Dow Jones Indices. S&P Cryptocurrency Broad Digital Market Index. Kättesaadav: <https://www.spglobal.com/spdji/en/indices/digital-assets/sp-cryptocurrency-broad-digital-market-index/#overview>, 01.02.2023.
- Saarelaid, K. (2023) Magistritöö algandmed. Kättesaadav: [https://docs.google.com/spreadsheets/d/1TcaawfxYIQO3F\\_KNhXenUeW68lCwFSvlpJtSSRNO70/edit?usp=sharing](https://docs.google.com/spreadsheets/d/1TcaawfxYIQO3F_KNhXenUeW68lCwFSvlpJtSSRNO70/edit?usp=sharing), 1. mai 2023.
- Salem, A., Siam, S., Tareq, M., (2021). Report of Blockchain Techniques and Applications. *Arab American University*.

- Silvennoinen, A., Thorp, S., (2013). Financialization, crisis and commodity correlation dynamics. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 24, 42-65.
- Sovbetov, Y., (2021). Factors influencing cryptocurrency prices: evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Bitcoin, and Monero. *Journal of Economics and Financial Analysis*, 2 (2), 1-27.
- Thampanya, N., Nasir, M. A., Huynh, T. L. D., (2020). Asymmetric correlation and hedging effectiveness of gold & cryptocurrencies: From pre-industrial to the 4th industrial revolution. *Technological Forecasting and Social Change*, 159, 120195.
- Tiwari, A. K., Raheem, I. D., Kang, S. H. (2019). Time-varying dynamic conditional correlation between stock and cryptocurrency markets using the copula-ADCC-EGARCH model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 535 (122295).
- Tong, Z., Chen, Z., Zhu, C., (2022). Nonlinear dynamics analysis of cryptocurrency price fluctuations based on Bitcoin. *Finance Research Letters*, 47 (B).
- Trabelsi, N., (2018). Are there any volatility spill-over effects among cryptocurrencies and widely traded asset classes?. *Journal of Risk and Financial Management*, 11 (4).
- Yamada, M., (2006). Wavelets: Applications. *J.-P. Françoise, G. L. Naber, & S. T. Tsou (Eds.), Encyclopedia of Mathematical Physics*, 619-626, Oxford: Elsevier.
- Yi, S., Xu, Z., Wang, G. J., (2018). Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency?. *International Review of Financial Analysis*, 60, 98-114.
- Yin, L., Nie, J., Han, L., (2018). Understanding cryptocurrency volatility: The role of oil market shocks. *International Review of Economics and Finance*, 72, 233-253.

# LISAD

## Lisa 1. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused esimesel perioodil

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
d_log_SPCBDMIndex	d_log_SPXIndex	9.9044	8	0.272
d_log_SPCBDMIndex	d_log_HUIIndex	14.77	8	0.064
d_log_SPCBDMIndex	d_log_DXYCurncy	5.1156	8	0.745
d_log_SPCBDMIndex	d_log_CMTUSD10I-x	11.046	8	0.199
d_log_SPCBDMIndex	d_log_DJUSREIndex	13.553	8	0.094
d_log_SPCBDMIndex	d_log_DJCICLTIn-x	10.844	8	0.211
d_log_SPCBDMIndex	d_log_SPGSCLPIn-x	10.853	8	0.210
d_log_SPCBDMIndex	ALL	74.912	56	0.047
d_log_SPXIndex	d_log_SPCBDMIndex	14.111	8	0.079
d_log_SPXIndex	d_log_HUIIndex	21.72	8	0.005
d_log_SPXIndex	d_log_DXYCurncy	11.084	8	0.197
d_log_SPXIndex	d_log_CMTUSD10I-x	8.0922	8	0.425
d_log_SPXIndex	d_log_DJUSREIndex	19.355	8	0.013
d_log_SPXIndex	d_log_DJCICLTIn-x	8.8832	8	0.352
d_log_SPXIndex	d_log_SPGSCLPIn-x	8.884	8	0.352
d_log_SPXIndex	ALL	91.04	56	0.002
d_log_HUIIndex	d_log_SPCBDMIndex	10.251	8	0.248
d_log_HUIIndex	d_log_SPXIndex	3.9378	8	0.863
d_log_HUIIndex	d_log_DXYCurncy	17.195	8	0.028
d_log_HUIIndex	d_log_CMTUSD10I-x	8.2758	8	0.407
d_log_HUIIndex	d_log_DJUSREIndex	6.2357	8	0.621
d_log_HUIIndex	d_log_DJCICLTIn-x	3.8138	8	0.874
d_log_HUIIndex	d_log_SPGSCLPIn-x	3.7948	8	0.875
d_log_HUIIndex	ALL	60.627	56	0.313
d_log_DXYCurncy	d_log_SPCBDMIndex	14.111	8	0.079
d_log_DXYCurncy	d_log_SPXIndex	8.1786	8	0.416
d_log_DXYCurncy	d_log_HUIIndex	10.604	8	0.225
d_log_DXYCurncy	d_log_CMTUSD10I-x	8.2527	8	0.409
d_log_DXYCurncy	d_log_DJUSREIndex	5.4884	8	0.704
d_log_DXYCurncy	d_log_DJCICLTIn-x	10.292	8	0.245
d_log_DXYCurncy	d_log_SPGSCLPIn-x	10.3	8	0.245
d_log_DXYCurncy	ALL	57.39	56	0.423
d_log_CMTUSD10I-x	d_log_SPCBDMIndex	7.088	8	0.527
d_log_CMTUSD10I-x	d_log_SPXIndex	12.105	8	0.147
d_log_CMTUSD10I-x	d_log_HUIIndex	23.672	8	0.003
d_log_CMTUSD10I-x	d_log_DXYCurncy	17.36	8	0.027
d_log_CMTUSD10I-x	d_log_DJUSREIndex	11.785	8	0.161
d_log_CMTUSD10I-x	d_log_DJCICLTIn-x	9.5719	8	0.296
d_log_CMTUSD10I-x	d_log_SPGSCLPIn-x	9.5515	8	0.298
d_log_CMTUSD10I-x	ALL	77.187	56	0.032
d_log_DJUSREIndex	d_log_SPCBDMIndex	10.195	8	0.252
d_log_DJUSREIndex	d_log_SPXIndex	14.543	8	0.069
d_log_DJUSREIndex	d_log_HUIIndex	10.266	8	0.247
d_log_DJUSREIndex	d_log_DXYCurncy	15.789	8	0.046
d_log_DJUSREIndex	d_log_CMTUSD10I-x	4.5671	8	0.803
d_log_DJUSREIndex	d_log_DJCICLTIn-x	9.1706	8	0.328
d_log_DJUSREIndex	d_log_SPGSCLPIn-x	9.2009	8	0.326
d_log_DJUSREIndex	ALL	89.417	56	0.003
d_log_DJCICLTIn-x	d_log_SPCBDMIndex	5.4009	8	0.714
d_log_DJCICLTIn-x	d_log_SPXIndex	10.187	8	0.252
d_log_DJCICLTIn-x	d_log_HUIIndex	21.251	8	0.007
d_log_DJCICLTIn-x	d_log_DXYCurncy	7.3166	8	0.503
d_log_DJCICLTIn-x	d_log_CMTUSD10I-x	14.629	8	0.067
d_log_DJCICLTIn-x	d_log_DJUSREIndex	13.591	8	0.093
d_log_DJCICLTIn-x	d_log_SPGSCLPIn-x	6.7372	8	0.565
d_log_DJCICLTIn-x	ALL	91.441	56	0.002

d_log_SPGSCLPIn-x	d_log_SPCBDMIndex	5.4131	8	0.713
d_log_SPGSCLPIn-x	d_log_SPXIndex	10.181	8	0.253
d_log_SPGSCLPIn-x	d_log_HUIIndex	21.267	8	0.006
d_log_SPGSCLPIn-x	d_log_DXYCurncy	7.3547	8	0.499
d_log_SPGSCLPIn-x	d_log_CMTUSD10I-x	14.649	8	0.066
d_log_SPGSCLPIn-x	d_log_DJUSREIndex	13.588	8	0.093
d_log_SPGSCLPIn-x	d_log_DJCICLTIn-x	6.6154	8	0.579
d_log_SPGSCLPIn-x	ALL	91.476	56	0.002

Allikas: Saarelaid (2023), autori arvutused

## Lisa 2. Grangeri põhjuslikkuse testi tulemused teisel perioodi

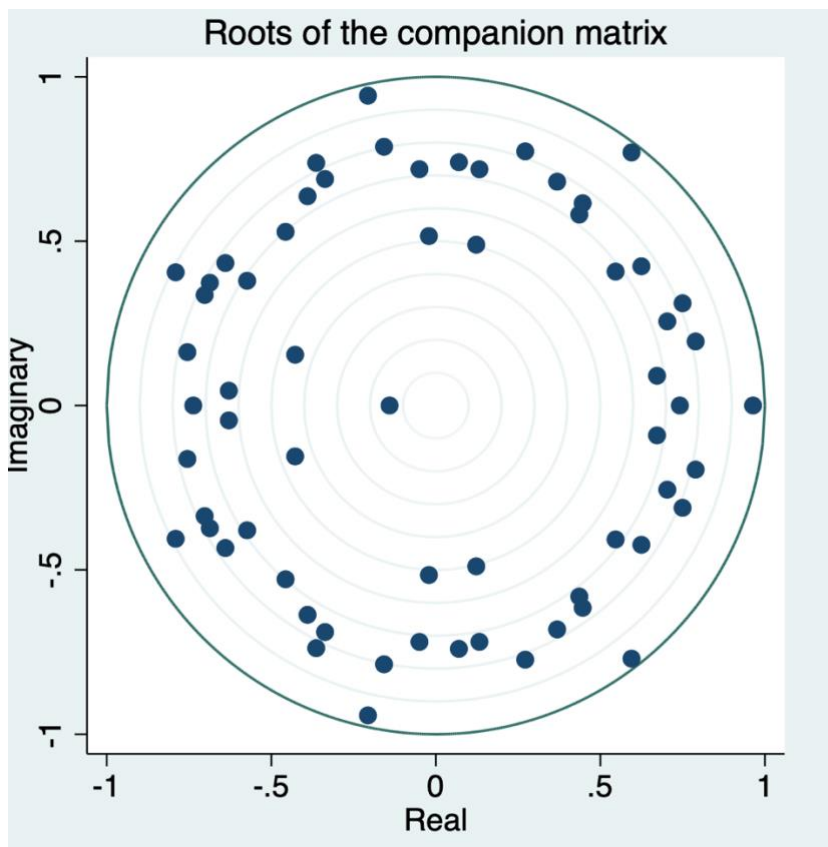
Equation	Excluded	chi2	df	Prob > ch:
d_log_SPCBDMIndex	d_log_SPXIndex	10.089	7	0.184
d_log_SPCBDMIndex	d_log_HUIIndex	18.682	7	0.009
d_log_SPCBDMIndex	d_log_DXYCurncy	11.691	7	0.111
d_log_SPCBDMIndex	d_log_CMTUSD10I~x	6.2492	7	0.511
d_log_SPCBDMIndex	d_log_DJUSREIndex	12.269	7	0.092
d_log_SPCBDMIndex	d_log_DJCICLTIn~x	7.5179	7	0.377
d_log_SPCBDMIndex	ALL	65.364	42	0.012
d_log_SPXIndex	d_log_SPCBDMIndex	10.881	7	0.144
d_log_SPXIndex	d_log_HUIIndex	33.984	7	0.000
d_log_SPXIndex	d_log_DXYCurncy	30.304	7	0.000
d_log_SPXIndex	d_log_CMTUSD10I~x	13.762	7	0.056
d_log_SPXIndex	d_log_DJUSREIndex	9.2259	7	0.237
d_log_SPXIndex	d_log_DJCICLTIn~x	15.107	7	0.035
d_log_SPXIndex	ALL	124.2	42	0.000
d_log_HUIIndex	d_log_SPCBDMIndex	4.82	7	0.682
d_log_HUIIndex	d_log_SPXIndex	14.158	7	0.048
d_log_HUIIndex	d_log_DXYCurncy	14.541	7	0.042
d_log_HUIIndex	d_log_CMTUSD10I~x	39.361	7	0.000
d_log_HUIIndex	d_log_DJUSREIndex	7.993	7	0.333
d_log_HUIIndex	d_log_DJCICLTIn~x	15.999	7	0.025
d_log_HUIIndex	ALL	130.35	42	0.000
d_log_DXYCurncy	d_log_SPCBDMIndex	6.6595	7	0.465
d_log_DXYCurncy	d_log_SPXIndex	14.38	7	0.045
d_log_DXYCurncy	d_log_HUIIndex	11.462	7	0.120
d_log_DXYCurncy	d_log_CMTUSD10I~x	22.008	7	0.003
d_log_DXYCurncy	d_log_DJUSREIndex	27.49	7	0.000
d_log_DXYCurncy	d_log_DJCICLTIn~x	3.5893	7	0.826
d_log_DXYCurncy	ALL	169.27	42	0.000
d_log_CMTUSD10I~x	d_log_SPCBDMIndex	6.6933	7	0.461
d_log_CMTUSD10I~x	d_log_SPXIndex	14.053	7	0.050
d_log_CMTUSD10I~x	d_log_HUIIndex	43.306	7	0.000
d_log_CMTUSD10I~x	d_log_DXYCurncy	18.803	7	0.009
d_log_CMTUSD10I~x	d_log_DJUSREIndex	12.589	7	0.083
d_log_CMTUSD10I~x	d_log_DJCICLTIn~x	18.052	7	0.012
d_log_CMTUSD10I~x	ALL	203.17	42	0.000
d_log_DJUSREIndex	d_log_SPCBDMIndex	16.021	7	0.025
d_log_DJUSREIndex	d_log_SPXIndex	20.281	7	0.005
d_log_DJUSREIndex	d_log_HUIIndex	28.124	7	0.000
d_log_DJUSREIndex	d_log_DXYCurncy	36.192	7	0.000
d_log_DJUSREIndex	d_log_CMTUSD10I~x	23.817	7	0.001
d_log_DJUSREIndex	d_log_DJCICLTIn~x	27.597	7	0.000
d_log_DJUSREIndex	ALL	177.95	42	0.000
d_log_DJCICLTIn~x	d_log_SPCBDMIndex	8.6941	7	0.275
d_log_DJCICLTIn~x	d_log_SPXIndex	12.825	7	0.077

d_log_DJCICLTIn~x	d_log_HUIIndex	13.07	7	0.070
d_log_DJCICLTIn~x	d_log_DXYCurncy	4.0962	7	0.769
d_log_DJCICLTIn~x	d_log_CMTUSD10I~x	10.662	7	0.154
d_log_DJCICLTIn~x	d_log_DJUSREIndex	19.027	7	0.008
d_log_DJCICLTIn~x	ALL	97.774	42	0.000

Allikas: Saarelaid (2023), autori arvutused

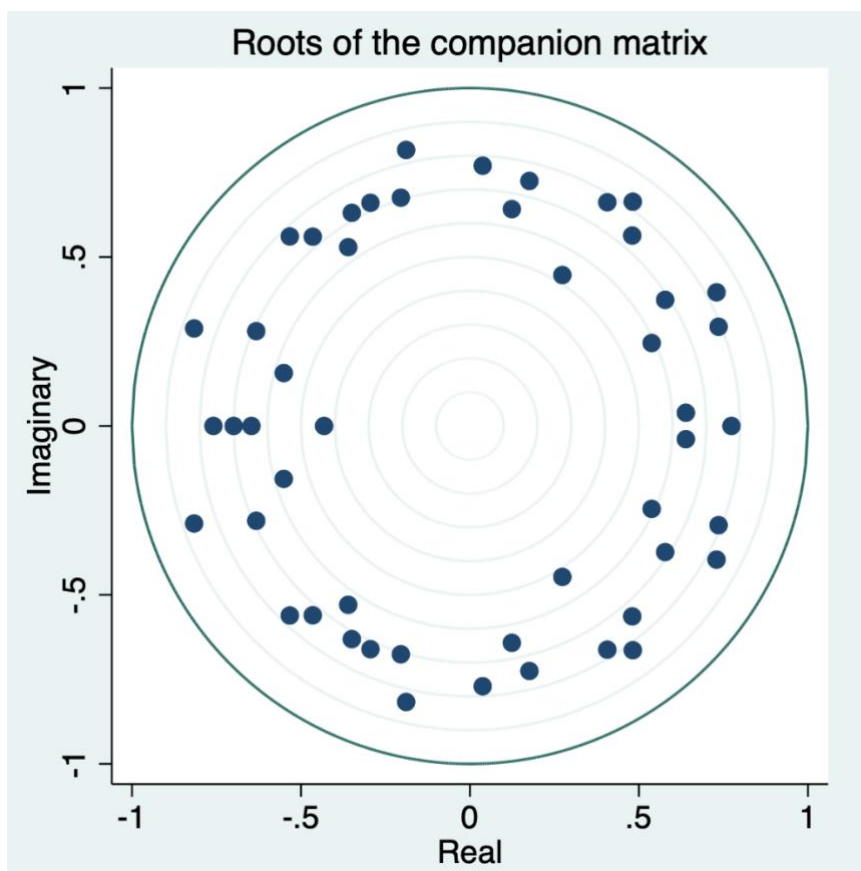


### Lisa 3. VAR stabiilsuse test esimesel perioodil



Allikas: Saarelaid (2023), autori arvutused

#### Lisa 4. VAR stabiilsuse test teisel perioodil



Allikas: Saarelaid (2023), autori arvutused

## Lisa 5. ADF statsionaarsuse testi tulemused

Indeks	ADF p- väärtus	Tulemus	1. diferents	Tulemus
I.SPCBDM	0,1197	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne
I.SPX	0,5181	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne
I.HUI	0,3122	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne
I.DXY	0,5573	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne
I.CMTUSD10	0,7607	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne
I.DJUSRE	0,1099	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne
I.DJCICLT	0,4142	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne
I.SPGSCLP	0,4262	Ei ole statsionaarne	0,0000	Statsionaarne

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

## Lisa 6. KPSS statsionaarsuse testi tulemused

Indeks	KPSS testi statistiline väärtus	KPSS testi kriitiline väärtus	KPSS testi tulemus
I.SPCBDM	0,1320	0,1460	Statsionaarne
I.SPX	0,0483	0,1460	Statsionaarne
I.HUI	0,0549	0,1460	Statsionaarne
I.DXY	0,0689	0,1460	Statsionaarne
I.CMTUSD10	0,1500*	0,2160*	Statsionaarne
I.DJUSRE	0,0403	0,1460	Statsionaarne
I.DJCICLT	0,0873	0,1460	Statsionaarne
I.SPGSCLP	0,0880	0,1460	Statsionaarne

\* Oluline nivool 0,1

Allikas: Bloomberg (2023), autori koostatud tarkvaras STATA

## Lisa 7. Lihtlitsents

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

Mina \_\_\_\_\_ Kirke Saareleid \_\_\_\_\_ (autori nimi)

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

KRÜPTOVARADE JA TRADITSIOONILISTE/ALTERNATIIVSETE VARADE  
KOOSLIIKUMISE UURING LÜHI- JA PIKAAJALISEL PERIOODIL USA TURU NÄITEL

\_\_\_\_\_  
(lõputöö pealkiri)

mille juhendaja on \_\_\_\_\_ Tõnn Talpsepp, Fabio Filipozzi \_\_\_\_\_,  
(juhendaja nimi)

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.

Jah

\_\_\_\_\_ 21.04.2023 \_\_\_\_\_ (kuupäev)

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