



Vaasan yliopisto
UNIVERSITY OF VAASA

Arttu Hautanen

XRP:n yhteys osakemarkkinoihin ja sen hajautushyöty sijoitussalkussa

Laskentatoimen ja rahoituksen yksikkö
Laskentatoimen ja tilintarkastuksen pro gradu -tutkielma
Kauppatieteiden maisteriohjelma

Vaasa 2026

VAASAN YLIOPISTO**Laskentatoimen ja rahoituksen yksikkö**

Tekijä:	Arttu Hautanen		
Tutkielman nimi:	XRP:n yhteys osakemarkkinoihin ja sen hajautushyöty sijoitussalkussa		
Tutkinto:	Kauppätieteiden maisteri		
Oppaine:	Laskentatoimi ja tilintarkastus		
Työn ohjaaja:	Annukka Jokipii		
Valmistumisvuosi:	2026	Sivumäärä:	77

TIIVISTELMÄ:

Tämän pro gradu -tutkielman tavoitteena on analysoida kryptovaluutta XRP:n yhteyttä osakemarkkinoihin sekä arvioida sen tarjoamaa hajautushyötyä osana sijoitussalkkua. Tutkimus tarkastelee XRP:n riskin ja tuoton ominaisuuksia suhteessa bitcoiniin ja Yhdysvaltojen osakemarkkinoita edustavaan S&P 500 -indeksiin modernin portfolioteorian viitekehysessä. Erityinen painopiste on kryptovaluuttojen korkeassa volatiliteetissa, dynaamisissa riippuvuusrakenteissa sekä näiden vaikutuksessa sijoitussalkun tehokkuuteen.

Tutkimuksen empiirinen aineisto koostuu XRP:n, Bitcoinin ja S&P 500 -indeksin päiväkohtaisista hintahavainnoista vuosilta 2017–2025. Aineisto on kerätty julkisista tietolähteistä ja analysoitu hyödyntäen muun muassa GARCH-malleja volatiliteetin mallintamiseen sekä portfolion optimointimenetelmiä riskin ja tuoton välisen suhteen arvioimiseksi. Lisäksi tarkastellaan markkinastressin vaikutusta korrelaatioihin.

Tulokset osoittavat, että kryptovaluuttojen korkea volatiliteetti rajoittaa niiden painottamista sijoitussalkussa erityisesti silloin, kun tavoitteena on riskin minimointi. Puhtaassa minimivarianssoptimoinnissa kryptovaluuttojen painot jäävät pieniksi, mikä heijastaa niiden suhteellisen korkeaa riskitasoa verrattuna osakemarkkinoihin. Lisäksi salkkuja arvioidaan riskikorjatun tuoton näkökulmasta hyödyntämällä maksimi-Sharpe-optimointia, jotta voidaan verrata, miten eri optimointitavoitteet muuttavat kryptovaluuttojen roolia salkun muodostuksessa. Tutkimuksessa tarkastellaan myös vaihtoehtoisia skenaarioita, joissa kryptovaluutoille asetetaan vähimmäispainot. Pienet, noin viiden prosentin kryptopainot voivat lisätä salkun odotettua tuottoa vain maltillisesti, mutta samalla ne kasvattavat riskiä.

Tutkimuksen perusteella kryptovaluutat voivat tarjota rajallisia hajautushyötyjä sijoitussalkussa, mutta vain pienillä painotuksilla ja sijoittajan korkeaa riskinsietokykyä edellyttäen. Bitcoin osoittautuu XRP:tä vakaammaksi sijoituskohteeksi ja tarjoaa parempia riskikorjattuja tuottoja tarkastelujaksolla. XRP:n rooli sijoitussalkussa jää tämän analyysin perusteella rajallisemmaksi, vaikka sen korrelaatiot osakemarkkinoihin ovat keskimäärin matalia. Tutkielma täydentää aiempaa kirjallisuutta tuottamalla lisää empiiristä näyttöä XRP:n sijoitusominaisuuksista ja sen suhteesta perinteisiin rahoitusmarkkinoihin.

AVAINSANAT: XRP, kryptovaluutat, sijoitussalkku, hajauttaminen, volatiliteetti, moderni portfolioteoria, Sharpen suhde, GARCH-mallit

Sisällys

1 Johdanto	6
1.1 Tutkimuksen tausta ja motivaatio	7
1.2 Aiheen ajankohtaisuus ja merkitys	8
1.3 Tutkimusongelma ja -kysymykset	9
2 Kryptovaluutat sijoitusinstrumentteina	11
2.1 Kryptovaluuttojen synty ja kehitys	11
2.2 XRP:n historia, tekninen rakenne ja käyttötarkoitus	13
2.3 Kryptomarkkinoiden erityispiirteet	15
3 Teoreettinen viitekehys	19
3.1 Moderni portfolioteoria ja sijoitussalkun hajautus	19
3.2 Volatiliteettimallit	22
3.3 Aiemmat tutkimukset kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden yhteydestä	30
3.3.1 Hajautus, hedge ja safe haven -tulokset	31
3.3.2 Riippuvuuksien ajallinen vaihtelu	34
3.3.3 Volatiliteettileviämät ja contagion-ilmiöt	36
3.3.4 Yhteenveto ja tutkimusaukko	38
4 Tutkimusasetelma ja menetelmät	41
4.1 Tutkimusstrategia ja empiirinen lähestymistapa	41
4.2 Volatiliteetin ja dynaamisten korrelaatioiden analyysi	42
4.3 Sijoitussalkun optimointimenetelmät	43
4.4 Laskennallinen toteutus ja käytetyt ohjelmistotyökalut	44
5 Empiiriset tulokset	46
5.1 Systemaattinen riski: CAPM-beta	48
5.2 XRP:n volatiliteettitulokset	49
5.3 Dynaamiset korrelaatiot kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden välillä	52
5.4 Portfolion optimointi ja hajautushyödyt	56
5.5 Kiinteäpainoisten ja kryptovaluuttapainotteisten salkkujen vertailu	59
5.6 Tulosten yhteenveto	61

6 Johtopäätökset	63
6.1 Keskeiset tutkimustulokset	63
6.2 Tutkimuksen kontribuutio	65
6.3 Tutkimuksen rajoitteet	66
6.4 Jatkotutkimusmahdollisuudet	68
Lähdeluettelo	69
Liitteet	77
Liite 1. Ilmoitus tekoälyavusteisten teknologioiden käytöstä kirjoitusprosessissa	77

Kuviot

Kuvio 1. Tuottojakaumat.	47
Kuvio 2. CAPM-regressio: XRP vs. S&P 500.	49
Kuvio 3. GARCH(1,1)-mallilla estimoitu ehdollinen volatiliteetti XRP:lle, Bitcoinille ja S&P 500 -indeksille.	52
Kuvio 4. Dynaaminen korrelaatio XRP:n ja S&P 500 -indeksin välillä (DCC-GARCH).	53
Kuvio 5. Dynaaminen korrelaatio Bitcoinin ja S&P 500 -indeksin välillä (DCC-GARCH).	54
Kuvio 6. Dynaaminen korrelaatio XRP:n ja Bitcoinin välillä (DCC-GARCH).	54
Kuvio 7. Tehokas rintama.	58
Kuvio 8. Salkkujen kumulatiivinen kehitys tarkastelujaksolla.	60

Taulukot

Taulukko 1. XRP:n, bitcoinin ja S&P 500:n logaritmistien tuottojen keskiarvot, keskihajonnat ja Sharpen suhteet.	46
Taulukko 2. CAPM-regressio: XRP vs. S&P 500.	48
Taulukko 3. XRP:n volatiliteettianalyysi eri GARCH-malleilla.	51
Taulukko 4. DCC-GARCH-mallilla estimoitujen dynaamisten korrelaatioiden tunnusluvut.	55
Taulukko 5. Portfolion optimoinnin tuloksena saadut optimaaliset salkkupainot.	57
Taulukko 6. Kiinteäpainoisten salkkujen tuotto-, riski- ja Sharpe-mittarit.	60

1 Johdanto

Viime vuosina kryptovaluutat ovat vakiinnuttaneet asemansa osana globaalia rahoitusjärjestelmää ja sijoitusmarkkinoita. Bitcoinin rinnalle on kehittynyt joukko vaihtoehtoisia kryptovaluuttoja (altcoineja), kuten ethereum ja XRP, jotka ovat herättäneet kasvavaa kiinnostusta sijoittajien lisäksi myös tutkijoiden ja institutionaalisten toimijoiden keskuudessa. Näiden omaisuusluokkien ominaispiirteet poikkeavat perinteisistä rahoitusinstrumenteista, mikä on lisännyt tarvetta systemaattiselle empiiriselle tutkimukselle.

XRP eroaa monista muista kryptovaluutoista erityisesti teknisen rakenteensa ja käyttötarkoitustensa osalta. Se toimii XRP Ledger -järjestelmässä ja on suunniteltu tukemaan kansainvälistä maksuliikennettä ja likviditeetin hallintaa, erityisesti rahoituslaitosten välisissä siirroissa. Näiden ominaisuuksien vuoksi XRP:tä on usein tarkasteltu välineenä, jonka rooli poikkeaa muista kryptovaluutoista. Lisäksi XRP on ollut oikeudellisen ja sääntelyyn liittyvän tarkastelun kohteena, mikä on lisännyt epävarmuutta sen markkinakehitykseen ja saattanut vaikuttaa sen hintadynamiikkaan.

Kryptovaluuttojen ja perinteisten rahoitusmarkkinoiden, kuten osakemarkkinoiden, välinen suhde on ollut keskeinen tutkimuskysymys erityisesti hajautushyötyjen näkökulmasta. XRP:n poikkeava asema altcoinien joukossa tekee siitä erityisen kiinnostavan tutkimuskohteen, sillä sen volatiliteetti- ja riippuvuusrakenteet voivat erota merkittävästi esimerkiksi bitcoinista tai ethereumista.

Tässä tutkielmassa tarkastellaan XRP:n sijoitusominaisuuksia vertaamalla sitä johtavaan kryptovaluuttaan, bitcoiniin sekä ehkä maailman tunnetuimpaan pörssi-indeksiin, S&P 500:aan. Tutkimuksen tavoitteena on analysoida XRP:n tuotto- ja volatiliteettikäyttäytymistä sekä arvioida, tarjoaako se hajautushyötyjä osana sijoitussalkkua. Empiirinen analyysi perustuu historialliseen hintadataan ja hyödyntää tilastollisia ja ekonometrisia menetelmiä, kuten volatiliteettimalleja ja portfolioteoriaan

perustuvaa optimointia. Tutkimuksen tulokset täydentävät aiempaa kirjallisuutta tarjoamalla empiiristä näyttöä XRP:n roolista.

Tutkielma on ajankohtainen kryptovaluuttojen institutionaalisen käytön lisääntymisen ja sääntely-ympäristön kehittymisen vuoksi. Lisäksi XRP:tä koskeva empiirinen tutkimus on toistaiseksi ollut suhteellisen rajallista verrattuna bitcoinia ja ethereumia käsittelevään kirjallisuuteen. Tästä näkökulmasta tutkielma pyrkii osaltaan täydentämään rahoitustieteellistä tutkimusta.

1.1 Tutkimuksen tausta ja motivaatio

Viimeisen vuosikymmenen aikana kryptovaluutat ovat vakiinnuttaneet asemansa osana globaalia rahoitusjärjestelmää ja sijoitusmarkkinoita. Bitcoinin (BTC) lanseeraus vuonna 2009 merkitsi uudenlaisen, hajautettuun lohkoketjuteknologiaan perustuvan digitaalisen valuutan syntyä ja käynnisti laajemman kehityskulun, jossa digitaaliset omaisuusluokat ovat nousseet vaihtoehdoksi perinteisille rahoitusinstrumenteille. Bitcoinin jälkeen markkinoille on tullut lukuisia vaihtoehtoisia kryptovaluuttoja (altcoineja), joiden tavoitteena on ollut vastata bitcoinin teknisiin rajoitteisiin tai tarjota uusia käyttötarkoituksia esimerkiksi maksuliikenteen, älysovimusten tai skaalautuvuuden saralla.

Yksi suurimmista ja merkittävistä kryptovaluutoista on XRP. Se on maksuliikenteeseen kytkeytyvä kryptovaluutta, jota on kuvattu erityisesti rajat ylittävien siirtojen ja likviditeetin hallinnan välineenä Ripple-ekosysteemissä. XRP:n taustalla toimiva yhtiö on Ripple Labs, jonka tavoitteena on edistää lohkoketjuteknologian hyödyntämistä erityisesti maksuliikenteessä (XRP Ledger, 2025a). Samalla XRP:n asema eräänlaisena rajapintana perinteisen rahoitusjärjestelmän ja hajautettujen digitaalisten ratkaisujen välillä herättää kysymyksiä sen sijoitusominaisuuksista, riskiprofiilista ja mahdollisesta roolista hajautetussa sijoitussalkussa.

Näistä syistä XRP tarjoaa hedelmällisen lähtökohdan empiiriselle analyysille, jossa tarkastellaan sen volatilitteetti-, riippuvuus- ja hajautusominaisuuksia suhteessa muihin kryptovaluuttoihin ja perinteisiin rahoitusmarkkinoihin. Tutkimuksen motivaatio perustuu sekä kryptovaluuttamarkkinoiden kasvavaan institutionaaliseen merkitykseen että siihen, että XRP:tä koskeva systemaattinen rahoitustieteellinen tutkimus on edelleen rajallisempaa verrattuna bitcoinia ja ethereumia käsittelevään kirjallisuuteen.

1.2 Aiheen ajankohtaisuus ja merkitys

Kryptovaluutat kuten bitcoin ja ethereum ovat saavuttaneet huomattavan tunnettavuuden, mutta XRP on jäänyt usein marginaaliin vapaa-ajan sijoittajien ja pörssi huomion ulkopuolella, osin juridisten ja sääntelyteknisten haasteidensa vuoksi. Yksi keskeinen käännekohta oli Yhdysvalloissa joulukuussa 2020, kun arvopaperimarkkinavalvoja Securities and Exchange Commission (SEC) nosti kanteen Ripple Labsia ja yhtiön johtoa vastaan (SEC, 2020a). SEC:n mukaan Ripple oli myynyt XRP:tä rekisteröimättömänä arvopaperitarjouksena, eli ilman arvopaperilainsäädännön edellyttämiä rekisteröinti- ja tiedonantomenettelyjä (SEC, 2020b).

Oikeusprosessi eteni ratkaisevaan vaiheeseen heinäkuussa 2023, kun tuomioistuimien erotteli XRP:n myyntitilanteita toisistaan: päätöksessä institutionaalisille sijoittajille tehdyt myynnit katsottiin arvopaperilain näkökulmasta ongelmallisiksi, kun taas pörsseissä tapahtuneita jälkimarkkinamyynnejä ei tulkittu samalla tavalla sijoitussopimuksiksi (Securities and Exchange Commission v. Ripple Labs, Inc., 2023).

Elokuussa 2024 annettu lopullinen tuomio määräsi Riplelille 125 035 150 Yhdysvaltain dollarin siviilioikeudellisen seuraamuksen sekä kiellon rekisteröintisäännösten rikkomiseen jatkossa (Securities and Exchange Commission v. Ripple Labs, Inc, 2024). Vuonna 2025 osapuolten valitukset päätettiin yhteisymmärryksessä, ja SEC:n mukaan valitusten hylkäämisen jälkeen lopullinen tuomio jäi voimaan (SEC, 2025).

Oikeudelliset epävarmat tilat luovat mielenkiintoisen asetelman: XRP on sekä sijoittajien että tutkijoiden kannalta erityisen kiinnostava, koska se yhdistää teknologisen innovaation ja sääntelyriskin. Ajankohtaisuus syntyy myös siitä, että kryptovaluuttojen rooli on muuttumassa: ne ovat yhä useammin osa institutionaalisia strategioita ja säädeltyjä rahoitusjärjestelmiä. Keskuspankit, rahastot ja jopa valtiot ovat alkaneet selvittää kryptovaluuttoja osaksi maksu- tai varainhoitojärjestelmiään. Tällaisessa maailmassa XRP:n kaltaisten välikäteisten omaisuuslajien riskin ja tuoton analysointi on ensiarvoisen tärkeää sekä sijoittajille että päätöksentekijöille.

Tämän tutkielman ajankohtaisuus paljastuu myös kirjallisuustutkimuksen valossa: vaikka on olemassa runsaasti tutkimusta bitcoinin ja ethereumien volatiliteetista, korrelaatioista ja portfoliokäyttäytymisestä, XRP on saanut suhteellisen vähän huomiota.

1.3 Tutkimusongelma ja -kysymykset

Kryptovaluutat ovat viime vuosina nousseet merkittäväksi omaisuusluokaksi, mutta niiden rooli sijoitussalkun hajauttamisessa ja riskien hallinnassa on yhä kiistanalainen. Erityisesti XRP:n sijoituskäyttäytyminen on kiinnostuksen kohteena, sillä sen markkinarakenne ja käyttötarkoitus eroavat huomattavasti bitcoinin ja ethereumien kaltaisista kryptovaluutoista.

Tutkimuksen keskeiset tavoitteet ovat:

1. Analysoida XRP:n volatiliteettia ja vertailla sitä perinteisiin osakemarkkinoihin (S&P 500) ja bitcoiniin.
2. Tutkia XRP:n korrelaatiota osakemarkkinoihin (S&P 500) ja arvioida sen hajautushyötyjä sijoitussalkussa.

Näiden tavoitteiden pohjalta asetetaan seuraavat tutkimuskysymykset:

1. Kuinka suuri volatiliteetti ja systemaattinen riski (beta) on XRP:llä verrattuna osakeindeksiin
2. Miten XRP:n korrelaatio osakemarkkinoihin ja bitcoiniin käyttäytyy eri markkinatilanteissa? Voiko XRP tarjota hajautushyötyjä sijoitussalkkuun erityisesti kriisiaikoina?

2 Kryptovaluutat sijoitusinstrumentteina

2.1 Kryptovaluuttojen synty ja kehitys

Kryptovaluutat ovat digitaalisten omaisuusluokkien muoto, joka perustuu kryptografisiin menetelmiin ja hajautettuun tietorakenteeseen. Niiden keskeinen tavoite on mahdollistaa arvon siirto ilman keskitettyä välikättä, kuten pankkia tai muuta rahoituslaitosta. Kryptovaluuttojen synty liittyy laajempaan kehityskulkuun, jossa digitaalisia maksujärjestelmiä ja sähköistä rahaa on pyritty kehittämään jo useiden vuosikymmenten ajan, mutta varsinainen läpimurto tapahtui vasta lohkoketjuteknologian käyttöönoton myötä.

Ensimmäinen toimiva ja suosiota saanut kryptovaluutta oli bitcoin, joka esiteltiin vuonna 2008 nimimerkillä Satoshi Nakamoto julkaistussa artikkelissa *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System* ja otettiin käyttöön vuonna 2009. Bitcoinin keskeinen innovaatio oli hajautettu lohkoketju, joka yhdistää kryptografisesti suojatun tapahtumakirjan ja konsensusmekanismin. PoW-konsensusmallin avulla verkon osallistujat validoivat transaktiot ja estävät kaksoiskäytön ilman keskitettyä auktoriteettia. Tämä ratkaisu mahdollisti ensimmäistä kertaa luottamuksettomassa ympäristössä toimivan digitaalisen maksujärjestelmän. (Nakamoto, 2008)

Bitcoinin käyttöönoton jälkeen kryptovaluutat alkoivat herättää kasvavaa kiinnostusta sekä teknologisenä että taloudellisena ilmiönä. Varhaisessa keskustelussa bitcoinia tarkasteltiin erityisesti vaihtoehtoisena, hajautettuna maksu- ja rahajärjestelmän ratkaisuna sekä siihen liittyvien teknisten ja hallinnollisten mekanismien kautta (Böhme ja muut 2015). Samalla tutkimus on korostanut, että Bitcoin ei täytä monia valuutan keskeisiä kriteerejä ja että sen korkea volatiliteetti heikentää sen käyttökelpoisuutta maksuvälineenä, jolloin se näyttää pikemminkin spekulatiivisena sijoituskohteena kuin aidosti valuuttana (Yermack, 2015). Näistä lähtökohdista kryptovaluuttoja on sittemmin perustellusti tarkasteltu yhä useammin sijoitusominaisuuksien - tuottojen,

volatiliteetin ja rahoitusjärjestelmäkytkösten – näkökulmasta. (Yermack, 2015; Böhme ja muut, 2015)

Bitcoinin menestyksen myötä markkinoille alkoi syntyä lukuisia vaihtoehtoisia kryptovaluuttoja, joita kutsutaan yleisesti altcoineiksi. Näiden tavoitteena on ollut korjata bitcoinin havaittuja rajoitteita tai laajentaa lohkoketjuteknologian käyttökohteita. Altcoinit eroavat toisistaan muun muassa konsensusmekanismin, transaktiokapasiteetin, ohjelmitavuuden ja hallintorakenteen osalta. Esimerkiksi ethereum toi mukanaan älysovimukset, jotka mahdollistavat ohjelmitavat ja ehdolliset transaktiot lohkoketjussa (Narayanan ja muut, 2016, s. 285–90).

Kryptovaluuttojen kehitystä voidaan jäsentää myös institutionaalisen muutosprosessina, jossa varhainen, pitkälti perinteisen rahoitusjärjestelmän ulkopuolinen markkina on vähitellen kytkeytynyt tiiviimmin finanssi-infrastruktuuriin. Markkinan kypsyminen näkyy erityisesti kaupankäynti- ja palveluekosysteemin laajenemisena: spot-pörssien rinnalle on muodostunut johdannaismarkkinoita, säilytys- ja välityspalveluja sekä yhä useammin myös säädelyjä kanavia, jotka helpottavat institutionaalista osallistumista ja vahvistavat markkinan likviditeettiä ja hinnanmuodostusta. Tällainen integraatio voi samalla luoda uusia välittymiskanavia, joiden kautta kryptomarkkinoiden riskit ja volatilitteetti kytkeytyvät laajempiin rahoitusmarkkinoiden olosuhteisiin. (International Monetary Fund, 2023, s. 2; European Systemic Risk Board, 2025, s. 3-57)

Institutionalisoitumisen edetessä on korostunut myös se, että kryptovaluutat eivät muodosta yhtenäistä omaisuusluokkaa. Eri tokenien käyttötarkoitukset ja arvonmuodostusmekanismit poikkeavat toisistaan: osa projekteista painottuu ensisijaisesti sijoituskysyntään ja spekulatiiviseen kaupankäyntiin, kun taas toiset on suunniteltu maksamisen, infrastruktuurin tai institutionaalisten käytötapausten ympärille. Tämä heterogeenisyys merkitsee, että rahoitustieteellisessä analyysissä

kryptovaluuttoja tulisi käsitellä erillisinä omaisuuserinä ja niiden riskiprofiileja arvioida erillisinä. (International Monetary Fund, 2023, s. 10-11; Baur ja muut, 2018)

Kryptovaluuttamarkkinat ovat lisäksi osoittaneet, että likviditeetti ja markkinoiden integraatio eivät ole täydellisiä: esimerkiksi pörssienväliset hintaerot ja arbitraasimahdollisuudet voivat olla pysyviä, mikä korostaa kaupankäynti-infrastruktuurin, markkinasyvyyden ja toteutusriskien merkitystä etenkin stressijaksoissa (Makarov & Schoar, 2020). Toisaalta Corbet ja muut (2018) tarkastelevat, miten kryptovaluuttojen riippuvuudet ja kytkeytyneisyys vaihtelevat ajassa ja reagoivat ulkoisiin talous- ja rahoitusmarkkinashokkeihin, mikä tekee hajautushyödyistä tilannesidonnaisia ja voi joissain poikkeusoloissa kaventaa niitä (Corbet ja muut, 2018). Synteesinä kryptovaluuttasijoittajan toteutusriski ja hajautushyödyt ovat olennaisesti tilannesidonnaisia

2.2 XRP:n historia, tekninen rakenne ja käyttötarkoitus

XRP on kryptovaluutta, joka kehitettiin osana pyrkimystä parantaa kansainvälisen maksuliikenteen tehokkuutta ja vähentää perinteisiin maksujärjestelmiin liittyviä viiveitä ja kustannuksia. XRP:n kehitys sai alkunsa 2010-luvun alussa, ja sen taustalla toimii Ripple Labs, joka tunnettiin alun perin nimellä OpenCoin. Ripple Labs perustettiin vuonna 2012 tavoitteena kehittää lohkoketjuteknologiaan perustuvia ratkaisuja erityisesti pankkien ja muiden rahoituslaitosten väliseen maksuliikenteeseen. (XRP Ledger, 2025c)

XRP toimii XRP Ledger -järjestelmässä (XRPL), joka poikkeaa rakenteellisesti monista muista lohkoketjuista. Toisin kuin bitcoin tai ethereum, XRPL ei perustu PoW- tai PoS-konsensusmekanismeihin, vaan validoijapohjaiseen konsensusmalliin, jota kutsutaan Ripple Protocol Consensus Algorithmiksi (RPCA). Tässä mallissa verkon validoijat saavuttavat yhteisymmärryksen transaktioiden oikeellisuudesta ilman louhintaa. XRP ei perustu siis louhintaan, vaan koko ennalta määrätty token-määrä, yhteensä 100

miljardia XRP:tä, luotiin järjestelmän alkuvaiheessa. Konsensus perustuu ennalta määriteltuihin validoijalistoihin, joiden avulla verkko saavuttaa nopean ja energiatehokkaan transaktiovahvistuksen. (Schwartz ja muut, 2014; XRP Ledger, 2025a, 2025b)

Toisin kuin monet kryptovaluutat, joiden arvo ja käyttö ovat empiiristen havaintojen perusteella painottuneet ennen kaikkea sijoituskysyntään ja spekulatiiviseen kaupankäyntiin (Baur ja muut, 2018). XRP:n käyttötapausta on kehitetty maksujärjestelmäkontekstiin. XRPL:n tekninen rakenne mahdollistaa transaktioiden vahvistamisen tyypillisesti muutamassa sekunnissa, mikä erottaa sen monista muista lohkoketjuista, joissa vahvistusajat voivat olla huomattavasti pidempiä. Lisäksi XRPL:n transaktiokustannukset ovat lähtökohtaisesti alhaiset, mikä on keskeinen ominaisuus maksujärjestelmien näkökulmasta. (Schwartz ja muut, 2014; XRP Ledger, 2025a)

XRP:n keskeinen käyttötarkoitus liittyy maksamiseen ja erityisesti rajat ylittävään arvonsiirtoon. XRP on XRP Ledgerin natiivivarallisuuserä, joka on suunniteltu maksukäyttöön ja jonka siirtojen selvitys tapahtuu tyypillisesti muutamassa sekunnissa; samalla XRP:n kokonaistarjonta on kiinteä, eikä alkuperäistä 100 miljardin enimmäismäärää voida ylittää. Lisäksi rajat ylittävissä maksuissa voidaan hyödyntää On-Demand Liquidity (ODL) -ratkaisua, jossa XRP toimii silta-asettina: lähettävä osapuoli muuntaa paikallisen fiat-valuutan XRP:ksi, siirtää XRP:n ja muuntaa sen vastaanottopäässä takaisin kohdevaluutaksi. (XRP Ledger, 2025a; 2025d)

Tiivistäen XRP:n tekninen rakenne ja käyttötarkoitus asettavat sen erilaiseen asemaan verrattuna esimerkiksi bitcoiniin, jota on usein tarkasteltu digitaalisena arvonsäilyttäjänä, tai ethereumiin, joka toimii alustana hajautetuille sovelluksille. Tämä erilaisuus korostaa tarvetta tarkastella XRP:tä erillisenä omaisuusluokkana, jonka sijoitusominaisuuksia ei voida suoraan yleistää muiden kryptovaluuttojen perusteella. Näin ollen XRP:n analysointi edellyttää sekä teknisten että institutionaalisten tekijöiden

huomioimista, mikä luo perustan empiiriselle tarkastelulle volatiliteetin, riippuvuusrakenteiden ja hajautushyötyjen näkökulmasta.

2.3 Kryptomarkkinoiden erityispiirteet

Kryptovaluuttamarkkinat poikkeavat monin tavoin perinteisistä rahoitusmarkkinoista. Markkinaa luonnehtii muun muassa korkea riskitaso ja voimakkaat hintavaihtelut, ja sijoittajakäyttäytymiseen liittyvät piirteet kuten sentimentti ja laumakäyttäytyminen voivat korostaa spekulatiivisuutta (Almeida & Gonçalves, 2023). Lisäksi likviditeetti on keskeinen ominaisuus kryptovaluuttamarkkinoilla ja sen muutokset kytkeytyvät markkinan hinnoitteluun ja toimivuuteen (Dong ja muut, 2022). Nämä tekijät vaikuttavat sijoituskohteiden riskiprofiiliin ja niiden mahdolliseen rooliin salkussa (Brière ja muut, 2015). Tässä alaluvussa tarkastellaan näitä piirteitä rahoitustieteellisen kirjallisuuden näkökulmasta.

Kryptovaluuttojen yksi keskeisimmistä ominaispiirteistä on niiden korkea ja ajassa vaihteleva volatiliteetti verrattuna perinteisiin rahoitusinstrumentteihin. Empiiriset vertailut osoittavat, että erityisesti bitcoinin riskiprofiili poikkeaa selvästi esimerkiksi kullan, valuuttojen ja osakemarkkinoiden kaltaisista perinteisistä omaisuusluokista sekä volatiliteetin että sen käyttäytymisen osalta (Dyhrberg, 2016; Klein ja muut, 2018). Lisäksi kryptovaluuttamarkkinoilla volatiliteetti ei ole vakio, vaan se esiintyy klusteroituneena: korkean epävarmuuden jaksot kasaantuvat ja ehdollinen varianssi vaihtelee systemaattisesti ajan myötä, mikä on linjassa ARCH/GARCH-tyyppisten mallien keskeisten oletusten kanssa (Chu ja muut; 2017; Katsiampa, 2017). Näistä erityispiirteistä keskeisin riskinmuodostuksen kannalta on volatiliteetin korkea taso ja ajallinen vaihtelu, sillä se määrittää tuottojakaumien epävarmuuden ja toimii usein myös stressijaksojen tunnusmerkkinä.

Bitcoinin volatiliteettia on tutkittu laajasti, ja Baur ja muut (2018) osoittavat, että Bitcoinin tuottojen historiallinen volatiliteetti (keskihajonta) on heidän aineistossaan

korkeampi kuin muiden tarkasteltujen omaisuusluokkien, mukaan lukien laajat osakeindeksit (esim. S&P 500). Lisäksi he raportoivat, että Bitcoinin tuotot ovat perinteisiin omaisuusluokkiin nähden heikosti korreloituneita myös stressijaksoja kuvaavissa tarkasteluissa, mikä korostaa riskiprofiilin poikkeavuutta perinteisistä markkinoista (Baur ja muut, 2018). Koska bitcoin on markkina-arvoltaan ja tutkimusnäytöltään vakiintunein kryptovaluutta, sitä käytetään usein vertailukohtana arvioitaessa, miten kryptovaluuttavarojen riskiprofiili poikkeaa perinteisistä omaisuusluokista.

Likviditeetti on keskeinen tekijä kryptovaluuttojen sijoitusominaisuuksien arvioinnissa, koska se vaikuttaa suoraan transaktiokustannuksiin (bid–ask-spread), toteutushinnan poikkeamaan (slippage) ja siihen, kuinka nopeasti suuretkin positiot voidaan purkaa ilman merkittävää hintavaikutusta. Normaalitilanteessa suurimmat kryptovaluutat ovat suhteellisen likvidejä ja niillä käydään kauppaa useilla globaaleilla pörseillä ympäri vuorokauden. Kryptomarkkinoiden rakenteellinen piirre on kuitenkin pörssien välinen segmentoituminen ja siitä seuraava pirstaloituminen, jossa saman omaisuuserän hinnat voivat poiketa eri kaupankäyntipaikoissa ja poikkeamat voivat säilyä arbitraasin kitkojen vuoksi (Makarov ja Schoar, 2020). Volatiliteetin kasvaessa likviditeetin tarjoaminen muuttuu riskisemmäksi ja siitä vaadittu kompensatio voi kasvaa, mikä voi heijastua heikompina likviditeettiolosuhteina esim. leveämpinä spreadeina ja heikompana markkinasyvyytenä) stressijaksoissa; tätä tulkintaa tukee se, että likviditeetin tarjoamisesta vaadittu kompensatio on suurempi volatiileissa ja vähemmän likvideissä pareissa (Bianchi ja muut, 2022). Volatiliteetti ei kuitenkaan kuvaa yksin sijoittajan kohtaamaa riskiä, sillä toteutunut tuotto ja riskit riippuvat myös siitä, kuinka tehokkaasti positioita voidaan avata ja sulkea eri markkinaolosuhteissa. Tämän vuoksi seuraavaksi tarkastellaan likviditeettiä kryptomarkkinoiden keskeisenä toimivuustekijänä.

XRP:n kohdalla likviditeetti on osin sidoksissa sen institutionaaliin käyttötapauksiin ja pörssikohtaiseen kaupankäyntiin. Ripple on kuvannut XRP:tä välittäjävaluuttana, jota voidaan hyödyntää On-Demand Liquidity (ODL) -järjestelyissä rajat ylittävissä maksuissa,

mikä korostaa markkinalikviditeetin merkitystä erityisesti fiat-parien ja vaihtokanavien kautta (Financial Stability Board, 2022). Samalla XRP:n likviditeetti on osoittautunut herkäksi sääntelyepävarmuudelle: SEC-kanteen jälkeen osa merkittävistä pörsseistä keskeytti tai rajoitti XRP-kaupankäyntiä (Investopedia, 2020a; 2020b), mikä on omiaan kaventamaan likviditeettiä ainakin tietyillä markkinoilla ja lisäämään toteutusriskin ja hintadynamiikan epävakautta epävarmuusjaksoissa. Likviditeetin ajallinen vaihtelu on siten olennainen osa XRP:n riskiprofiilia ja tukee sitä, että riskin arvioinnissa tulisi huomioida myös markkinastressin aikainen markkinasyvyyden ja spreadien käyttäytyminen, ei vain normaalijaksojen keskimääräisiä tunnuslukuja (Bianchi ja muut, 2022). Edellä kuvattu herkkyys pörssiakohtaisille rajoitteille kytkee XRP:n riskiprofiilin luontevasti myös sääntelyyn: oikeudelliset ja viranomaisperäiset tapahtumat voivat muuttaa nopeasti sekä kaupankäynnin edellytyksiä että sijoittajien riskikäsityksiä.

SEC:n kaltaiset sääntelyinterventiot ja niihin liittyvät oikeudelliset signaalit voivat toimia markkinoilla informaatiotapahtumina, jotka muuttavat nopeasti sijoittajien odotuksia ja riskin hinnoittelua. Tällöin vaikutukset voivat näkyä sekä kryptovaluuttavarojen tuotoissa että kaupankäyntiaktiivisuudessa, koska epävarmuus sääntelyn suunnasta ja mahdollisista seuraamuksista heijastuu suoraan markkinasentimenttiin ja likviditeetin saatavuuteen. Oikeudelliset prosessit ja viranomaisviestintä voivat lisäksi lisätä riskipreemioita etenkin silloin, kun sijoittajat tulkitsevat signaalit negatiivisiksi tai vaikeasti ennakoitaviksi, mikä voi vahvistaa lyhyen aikavälin heiluntaa ja markkinadynamiikan äkillisiä muutoksia. (Saggu ja muut, 2025).

Sääntelyuutiset ovat yksi esimerkki informaatiotapahtumista, mutta kryptomarkkinoilla hinnanmuodostus voi reagoida voimakkaasti myös laajemmin sijoittajahuomion ja sentimentin vaihteluihin, vaikka fundamenttieto ei muuttuisi vastaavassa määrin. Kryptovaluuttamarkkinoita luonnehtii korostunut spekulatiivinen käyttäytyminen, jossa hinnat reagoivat herkästi sijoittajahuomioon ja markkinasentimenttiin. Tämän seurauksena hinnat voivat ajoittain liikkua nopeasti ja markkinoilla voidaan nähdä jyrkkiä nousu- ja korjausliikkeitä. Smales (2022) raportoi, että sijoittajahuomion kasvu

on kryptovaluuttamarkkinoilla positiivisesti yhteydessä sekä tuottoihin että volatiliteettiin.

Lisäksi kryptovaluuttamarkkinoita koskeva käyttäytymiskirjallisuus korostaa, että sijoittajien päätöksentekoon liittyvät ilmiöt – kuten laumakäyttäytyminen ja tunnepohjainen reagointi – ovat keskeinen osa markkinadynamiikkaa (Almeida ja muut, 2023). Kuplamaisia hintajaksoja ja seuraavia romahduksia on dokumentoitu erityisesti bitcoinissa, mutta ilmiöstä on näyttöä myös laajemmin kryptovaluuttamarkkinoilla (Kyriazis, 2020; Shu ja muut, 2021). Laumakäyttäytymisen on puolestaan havaittu olevan ajassa vaihtelevaa ja voivan korostua tietyissä markkinaolosuhteissa, mikä voi lisätä yhteisliikkeen voimistumista ja hintadynamiikan epävakautta; samalla osa havainnoista viittaa siihen, ettei kuplia voida selittää yksin laumakäyttäytymisellä (Bouri ja muut, 2019b; Haykir, 2022).

Oldani ja muut (2025) tarkastelevat spekulatiivisten hintakuplien esiintymistä bitcoinin, ethereumin ja XRP:n hinnoissa ajanjaksolla 2018–2024. Tutkimuksen tavoitteena oli tunnistaa ja ajoittaa eksponentiaalisen hintakäyttäytymisen jaksot sekä vertailla kupladynamiikkaa eri kryptovaluuttojen välillä. Heidän tuloksensa osoittavat, että hajautetuissa lohkoketjuissa kaupankäynnin kohteena olevat kryptovaluutat, erityisesti bitcoin ja ethereum, kokevat useita toistuvia kuplajaksoja, kun taas XRP ei osoita vastaavaa systemaattista kuplakäyttäytymistä (Oldani ja muut, 2025).

Kryptovaluuttamarkkinoita luonnehtii korkea ja ajassa vaihteleva volatiliteetti sekä sen kanssa limittyvä likviditeettiriski: stressijaksoissa hintavaihtelu voimistuu ja samalla spreadit, markkinasyvyys ja toteutusriskit voivat heikentyä. Markkinadynamiikkaa vahvistavat lisäksi informaatio-signaalit ja käyttäytymistekijät, sillä sääntely- ja uutistapahtumat sekä sijoittajahuomio, sentimentti ja laumakäyttäytyminen voivat muuttaa odotuksia nopeasti. Tämän vuoksi kryptovaluuttavarojen riskiprofiili ja hajautushyödyt ovat olennaisesti markkinatilanteesta riippuvia.

3 Teorettinen viitekehys

Tässä tutkielmassa XRP:n sijoitusominaisuuksia arvioidaan rahoitusteorian ja empiirisen kirjallisuuden yhteisessä viitekehyksessä. Edellisessä luvussa kuvattiin kryptovaluuttojen ja XRP:n markkinarakenteeseen liittyviä erityispiirteitä, kuten korkea volatilitteetti, markkinasidonnaiset riippuvuudet ja sääntelyepävarmuus, jotka voivat vaikuttaa sekä riskin hinnoitteluun että hajautushyötyihin. Seuraavaksi muodostetaan teorettinen perusta, jonka avulla XRP:n roolia voidaan tarkastella systemaattisesti sijoittajan näkökulmasta. Ensin esitellään moderni portfolioteoria ja hajautuksen logiikka, minkä jälkeen kuvataan volatilitteetin mallintaminen GARCH-perheen malleilla ja dynaamiset riippuvuudet. Lopuksi kootaan aiempi tutkimus kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden yhteyksistä ja täsmennetään tutkimusaukko, johon tämä tutkielma vastaa.

3.1 Moderni portfolioteoria ja sijoitussalkun hajautus

Sijoitussalkun hajautus on rahoitusteorian keskeisimpiä periaatteita, ja sen formaali perusta on modernissa portfolioteoriassa (Modern Portfolio Theory). Markowitz (1952) esitti keskiarvo–varianssi-kehikon, jossa sijoittajan päätösongelma muotoillaan odotetun tuoton ja riskin välisenä optimointina. Kehikon mukaan salkun odotettu tuotto määräytyy yksittäisten omaisuuserien odotettujen tuottojen painotettuna keskiarvona (Markowitz, 1952):

$$\begin{aligned} &\text{Salkun odotettu tuotto } \mu_p \\ \mu_p &= \sum_{i=1}^N w_i \mu_i, \end{aligned} \tag{1}$$

missä w_i on omaisuuserän i salkkupaino, μ_i on omaisuuserän i odotettu tuotto ja N on salkussa olevien omaisuuserien lukumäärä.

Riskiä kuvataan tyypillisesti salkun tuottojen varianssilla tai keskihajonnalla. Salkun varianssi voidaan esittää kovarianssirakenteen avulla (Markowitz, 1952):

Salkun tuoton varianssi σ_p^2

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij}, \quad (2)$$

missä σ_p^2 on salkun tuoton varianssi, w_i ja w_j ovat omaisuuserien i ja j salkkupainot ja σ_{ij} on omaisuuserien i ja j tuottojen kovarianssi.

Salkun volatilitteetti (keskihajonta) saadaan varianssin neliöjuurena (Markowitz, 1952):

σ_p on salkun tuottojen keskihajonta

$$\sigma_p = \sqrt{\sigma_p^2}, \quad (3)$$

Markowitzin (1952) keskeinen kontribuutio on havainto siitä, että salkun riski ei riipu vain yksittäisten omaisuuserien riskistä, vaan olennaisesti myös niiden tuottojen välisestä yhteisvaihtelusta. Hajautushyöty syntyy siis kovarianssirakenteen kautta: kahden riskisenkin omaisuuserän yhdistelmä voi tuottaa pienemmän kokonaisriskin kuin kumpikaan yksinään, mikäli niiden välinen korrelaatio on riittävän matala. Kahden omaisuuserän tapauksessa salkun varianssi voidaan kirjoittaa korrelaation avulla (Markowitz, 1952):

Portfolion varianssi σ_p^2

$$\sigma_p^2 = w_1^2 \sigma_1^2 + w_2^2 \sigma_2^2 + 2w_1 w_2 \rho_{12} \sigma_1 \sigma_2, \quad (4)$$

missä w_1 ja w_2 ovat omaisuuserien 1 ja 2 salkkupainot, σ_1 ja σ_2 ovat omaisuuserien tuottojen keskihajonnat ja ρ_{12} on omaisuuserien välinen korrelaatiokerroin.

Omaisuuserien i ja j tuottojen kovarianssi σ_{ij}

$$\sigma_{ij} = \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j, \quad (5)$$

missä ρ_{ij} on niiden välinen korrelaatiokerroin ja σ_i sekä σ_j ovat omaisuuserien tuottojen keskihajonnat.

Keskiarvo–varianssi-kehikossa sijoittajan valinta voidaan esittää myös optimointiongelmana, jossa salkun varianssi minimoidaan annetulla tuottotasolla (Markowitz, 1952; 1959):

$$\min_w w^T \Sigma w \text{ siten että } w^T \mu = \mu^*, 1^T w = 1, \quad (6)$$

missä w on $N \times 1$ painovektori, Σ on $N \times N$ tuottojen kovarianssimatriisi, μ on $N \times 1$ odotettujen tuottojen vektori, μ^* on tavoiteodotettu tuotto, 1 on $N \times 1$ ykkösvektori ja yläindeksi T tarkoittaa transpoosia; ehto $1^T w = 1$ asettaa painojen summaksi yhden ja ehto $w^T \mu = \mu^*$ asettaa salkun odotetun tuoton tavoitetasolle.

Tuottoriski-optimoinnin ratkaisuista muodostuu tehokas rintama, joka koostuu salkuista, joilla on pienin mahdollinen varianssi kullakin odotetun tuoton tasolla (tai vastaavasti suurin mahdollinen odotettu tuotto annetulla riskitasolla). Tehokkaan rintaman alapuolella olevat salkut ovat dominoituja, koska sama tuotto voidaan saavuttaa pienemmällä riskillä (Markowitz, 1952).

Tuotto–riski-optimointi nojaa usein oletuksiin, jotka eivät välttämättä pidä bitcoin-tuottojen (ja laajemmin kryptomarkkinoiden) kohdalla. Bitcoinin tuottojakauma poikkeaa normaalisuudesta: tuotot ovat vinoja ja leptokurtttisia, ja aikasarjassa esiintyy selviä ARCH-vaikutuksia eli volatilitietin klusteroitumista (Katsiampa, 2017). Tällaiset piirteet heikentävät normaalijakaumaan ja vakioiseen varianssiin nojaavien mallien soveltuvuutta ja motivoivat joustavampien volatilitietti- ja riskimallien käyttöä.

Myöhemmässä kirjallisuudessa keskiarvo-varianssi-kehikkoa on laajennettu sekä teoreettisesti että käytännöllisesti. Black ja Litterman (1992) esittivät mallin, jossa markkinoiden tuotto-odotus yhdistetään sijoittajan näkemyksiin, mikä vähentää puhtaaseen tuottoriskioptimointiin liittyvää herkkyttä estimaattivirheille. Lisäksi rahoitusteoriassa on korostettu, että varianssi ei välttämättä kuvaa sijoittajan kokemaa riskiä, jos sijoittaja on epäsymmetrisesti tappioherkkä. Tällöin downside-risk -

perusteiset mittarit (esim. semivarianssi) ja stokastisen dominanssin käsitteistö tarjoavat vaihtoehtoisia tapoja arvioida salkun houkuttelevuutta (Post ja Kopa, 2017).

Hajautuksen kannalta keskeinen parametri on omaisuuserien välinen korrelaatio, koska se määrää, kuinka tehokkaasti yksittäisten tuottojen vaihtelut kompensoivat toisiaan salkussa. Kun korrelaatiot ovat matalia, salkun riskitaso voi laskea merkittävästi ilman, että odotettu tuotto välttämättä pienenee. Vastaavasti korkeat ja erityisesti kriisitilanteissa kasvavat korrelaatiot heikentävät hajautushyötyjä, koska omaisuuserät alkavat liikkua samansuuntaisesti. (Markowitz, 1959)

Kryptovaluuttojen nousu sijoituskohteiksi on synnyttänyt laajan tutkimuslinjan, jossa arvioidaan niiden tarjoamaa hajautushyötyä perinteisiin omaisuusluokkiin nähden. Brière ja muut (2015) tarkastelivat bitcoinin lisäämistä monipuolisiin salkkuihin ja raportoivat, että jo pieni bitcoin-paino voi parantaa hajautetun salkun riskin ja tuoton välistä suhdetta tarkastelujaksolla. Corbet ja muut (2018) puolestaan osoittavat, että kryptovaluuttojen ja muiden rahoitusvarojen väliset yhteydet ovat ajassa vaihtelevia ja monin paikoin melko eriytyneitä, minkä vuoksi hajautushyötyjä voi ilmetä ainakin tietyillä sijoitushorisonteilla. Näin ollen hajautushyötyä koskevat johtopäätökset voivat olla herkkiä tarkastelujaksolle, sijoitushorisontille ja painotukselle.

3.2 Volatiliteettimallit

Volatiliteetti kuvaa tuottojen vaihtelua ja toimii keskeisenä riskin mittarina rahoitusmarkkinoilla. Finanssiaikasarjoissa volatiliteetti ei yleensä ole vakio, vaan se vaihtelee ajassa ja muodostaa klustereita: suuria (tai pieniä) hintaliikkeitä seuraa usein samankaltaisia jaksoja. Tämä ehdollinen heteroskedastisuus sekä tuottojakaumien paksut hännät korostuvat erityisesti kryptovaluutoissa, mikä tekee volatiliteetin mallintamisesta olennaisen osan riskianalyysiä. Tässä tutkimuksessa volatiliteetin ajallista dynamiikkaa estimoidaan ehdollisen varianssin avulla GARCH-perheen malleilla ja niiden laajennuksilla.

Engle (1982) esitteli ARCH-mallin kuvaamaan ehdollista varianssia. ARCH-mallissa (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) tuottojen (tai malliresiduaalien) varianssin oletetaan vaihtelevan ajassa ja riippuvan menneistä shokeista. Lähtökohtana on keskiarvoyhtälö:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t, \quad (7)$$

missä r_t on tuotto ajanhetkellä t , μ on tuottojen keskiarvotermi (vakio) ja ε_t on residuaali eli innovaatio ajanhetkellä t .

Ehdollinen residuaali ε_t

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t, z_t \sim i. i. d. (0,1), \quad (8)$$

missä h_t on ehdollinen varianssi ajanhetkellä t , $\sqrt{h_t}$ on ehdollinen keskihajonta (volatiliteetti), z_t on standardoitu innovaatio ja merkintä $i. i. d. (0,1)$ tarkoittaa, että z_t :n oletetaan olevan riippumattomia ja identtisesti jakautuneita satunnaismuuttujia, joiden odotusarvo on 0 ja varianssi 1. (Engle, 1982)

ARCH(q)-mallissa ehdollinen varianssi määräytyy menneiden residuaalien neliöiden perusteella (Engle, 1982):

h_t on ehdollinen varianssi ajanhetkellä

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2, \omega > 0, \alpha_i \geq 0, \quad (9)$$

missä, ω on varianssiyhtälön vakio (perustaso), α_i on ARCH-parametri, ε_{t-i}^2 on viiveen i residuaalin neliö, q on mallin järjestys (mukana olevien viiveiden määrä) ja i on viiveindeksi. Ehdot $\omega > 0$ ja $\alpha_i \geq 0$ varmistavat että varianssi pysyy ei-negatiivisena

Parametri ω määrittää varianssin perustason ja kertoimet α_i kuvaavat, kuinka voimakkaasti aiempien periodien shokit (ε_{t-i}^2) vaikuttavat nykyhetken volatiliteettiin.

ARCH-malli tuottaa volatiliteetin klusteroitumista: suuret (ja pienet) shokit kasaantuvat ajallisesti, koska menneet shokit kasvattavat seuraavien periodien ehdollista varianssia. Bollerslev (1986) laajensi tämän GARCH-malliksi, jossa ehdollinen varianssi riippuu sekä menneistä residuaaleista että menneestä varianssista. GARCH-kehikko on muodostunut standardiksi volatiliteetin mallinnuksessa, koska se kuvaa tehokkaasti heteroskedastisuutta ja tuottojen vaihtelun ajallista kasautumista.

GARCH(1,1)-malli on volatiliteettimallinnuksen perusvertailumalli, jossa ehdollinen varianssi riippuu sekä edellisen periodin shokista että edellisen periodin varianssista. Lähtökohtana on tuottojen keskiarvoyhtälö ja ehdollisen varianssin yhtälö (Bollerslev, 1986):

Tuotto r_t ajanhetkellä t

$$r_t = \mu + \varepsilon_t, \varepsilon_t = \sigma_t z_t, h_t = \sigma_t^2, \quad (10)$$

missä r_t on tuotto ajanhetkellä t , μ on tuottojen keskiarvotermi (vakio), ε_t on residuaali eli innovaatio ajanhetkellä t , σ_t on ehdollinen keskihajonta (volatiliteetti) ajanhetkellä t , z_t on standardoitu innovaatio ja h_t on ehdollinen varianssi ajanhetkellä t .

GARCH(1,1)-mallin varianssiyhtälö on:

$$h_t = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}, \quad (11)$$

missä h_t on ehdollinen varianssi ajanhetkellä t , ω on varianssiyhtälön vakio ($\omega > 0$), α_1 on ARCH-termi, joka mittaa edellisen periodin shokin ε_{t-1}^2 vaikutusta nykyhetken volatiliteettiin, ja β_1 on GARCH-termi, joka kuvaa volatiliteetin pysyvyyttä menneen varianssin h_{t-1} kautta. Kun $\alpha_1 + \beta_1$ summa lähellä yhtä, volatiliteettishokkien vaikutus vaimenee hitaasti ja volatiliteetin klusteroituminen korostuu. (Bollerslev, 1986)

Perusmuotoinen GARCH(1,1) toimii usein lähtökohtana ja referenssinä. Kryptovaluuttojen kohdalla kuitenkin esiintyy usein paksuja häntiä sekä mahdollisia asymmetrioita: negatiiviset tuotot voivat lisätä volatiliteettia eri tavalla kuin positiiviset

tuotot. Tämän vuoksi kirjallisuudessa käytetään usein GARCH-laajennuksia, kuten EGARCH (Nelson, 1991) ja GJR-GARCH (Glosten ja muut, 1993), jotka mahdollistavat epäsymmetrisen volatiliteettireaktion mallintamisen. Nämä mallit ovat relevantteja silloin, kun halutaan kuvata riskiä realistisemmin erityisesti laskumarkkinajaksoissa.

EGARCH(1,1) (Exponential GARCH) mahdollistaa volatiliteetin epäsymmetrisen reagoinnin positiivisiin ja negatiivisiin shokkeihin sekä mallintaa varianssia log-muodossa, mikä varmistaa $h_t > 0$ ilman ei-negatiivisuusrajoitteita parametreille. EGARCH(1,1) voidaan kirjoittaa standardoitujen innovaatioiden avulla (Nelson, 1991):

Standardoitu innovaatio ajanhetkellä z_{t-1}

$$z_{t-1} = \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}}, \quad (12)$$

missä $t - 1$, ε_{t-1} on residuaali (innovaatio) ajanhetkellä $t - 1$ ja h_{t-1} on ehdollinen varianssi ajanhetkellä $t - 1$.

EGARCH (1,1)-mallin varianssiyhtälö

$$\ln(h_t) = \omega + \beta_1 \ln(h_{t-1}) + \alpha_1 (|z_{t-1}| - \mathbb{E}|z_{t-1}|) + \gamma_1 z_{t-1}, \quad (13)$$

missä h_t on ehdollinen varianssi ajanhetkellä t , $\ln(\cdot)$ on luonnollinen logaritmi, ω on vakio, β_1 kuvaa volatiliteetin pysyvyyttä edellisen periodin log-varienssin $\ln(h_{t-1})$ kautta, α_1 mittaa shokin suuruuden (absoluuttisen innovaation) vaikutusta volatiliteettiin, $|z_{t-1}|$ on standardoidun innovaation itseisarvo, $\mathbb{E}|z_{t-1}|$ on sen odotusarvo ja γ_1 on asymmetriaparametri, joka kuvaa shokin suunnan (positiivinen vs. negatiivinen) vaikutusta volatiliteettiin. Parametri β_1 kuvaa pysyvyyttä myös tässä spesifikaatiossa, kun taas γ_1 mittaa, onko volatiliteetin vaste erilainen negatiivisille ja positiivisille innovaatioille. (Nelson, 1991)

GJR-GARCH(1,1) on GARCH-mallin asymmetrisen laajennus, jossa negatiivisille shokeille sallitaan erillinen lisävaikutus volatiliteettiin indikaattorifunktion avulla. Malli kirjoitetaan (Glosten ja muut, 1993):

$$h_t = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 I_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}, \quad (14)$$

missä h_t on ehdollinen varianssi ajanhetkellä t , ω on varianssiyhtälön vakio ($\omega > 0$), α_1 mittaa edellisen periodin shokin ε_{t-1}^2 vaikutusta volatiliteettiin, β_1 kuvaa volatiliteetin pysyvyyttä edellisen periodin varianssin h_{t-1} kautta, γ_1 on asymmetriaparametri ja I_{t-1} on indikaattorifunktio, joka erottaa negatiiviset shokit muista.

Indikaattori:

$$I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases} \quad (15)$$

missä $I_{t-1} = 1$ silloin, kun residuaali ε_{t-1} on negatiivinen, ja $I_{t-1} = 0$ muulloin.

(Glosten ja muut, 1993)

Parametri γ_1 mittaa, poikkeako negatiivisten shokkien vaikutus volatiliteettiin positiivisista shokeista: jos $\gamma_1 > 0$, negatiiviset shokit kasvattavat volatiliteettia enemmän kuin positiiviset vastaavalla shokin suuruudella. Mallin pysyvyyteen vaikuttavat α_1 ja β_1 sekä mahdollisesti myös asymmetriakomponentti, koska negatiivisissa jaksoissa $\gamma_1 I_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2$ -termi aktivoituu. (Glosten ja muut, 1993)

Kryptovaluuttojen, erityisesti bitcoinin, tuottosarjoille on ominaista voimakas volatiliteetin klusteroituminen ja ehdollinen heteroskedastisuus, minkä vuoksi GARCH-perheen mallit ovat vakiintuneita välineitä niiden volatiliteetin mallinnuksessa. Wang (2021) osoittaa tutkimuksessaan, että eri GARCH-spesifikaatioiden välillä voi esiintyä merkittäviä eroja bitcoinin tuottojen ja volatiliteetin selittämisessä.

Kryptovaluutoissa volatiliteetin epäsymmetriaa voidaan tarkastella myös fraktaalij- ja multifraktaliteorian avulla, jolloin huomio kohdistuu hintojen ja volatiliteetin epälineaarisiin kytkentöihin eri aikalatensseilla. Kakinaka ja Umeno (2021) analysoivat bitcoinin, ethereumien, XRP ja Litecoinin hintojen sekä realisoidun volatiliteetin välistä ristiinkorrelaatiota nousu- ja laskutrendeissä MF-ADCCA-menetelmällä ja

asymmetrisellä DCCA-kertoimella. Tulokset viittaavat siihen, että bitcoinin ja ethereumin hinnan ja volatiliteetin välinen yhteys korostuu tyypillisesti laskumarkkinoissa, kun taas XRP:ssä havaitaan käänteinen epäsymmetria, jossa kytkentä on suhteellisesti vahvempi nousumarkkinoissa. (Kakinaka ja Umeno, 2021)

Chu ja muut (2017) mallintavat kryptovaluuttojen volatiliteettia sovittamalla rinnakkain 12 GARCH-perheen spesifikaatiota ja arvioimalla niiden sopivuutta useilla sovitus- ja informaatiokriteereillä sekä tarkastelemalla ennusteita ja Value-at-Risk-estimaattien hyväksyttävyyttä. Tulokset osoittavat, että mallivalinta voi vaihdella kryptovaluutan mukaan, mutta erityisesti suurimmissa ja suosituimmissa kryptovaluutoissa hyvin menestyvät korkean persistenssin mallit (IGARCH) sekä epäsymmetriaa huomioivat mallit (GJR-GARCH), mikä tukee perus-GARCHin täydentämistä laajennuksilla ja spesifikaation valintaa aineistolähtöisesti. (Chu ja muut, 2017)

Engle (2002) esitteli DCC-GARCH-mallissa monimuuttujaisen tuottovektorin r_t ehdollinen kovarianssirakenne kirjoitetaan siten, että yksittäisten sarjojen volatiliteetit mallinnetaan erikseen ja korrelaatiot sallitaan ajassa muuttuviksi. Malli esitetään residuaalien ehdollisen kovarianssimatriisin H_t avulla.

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t, \quad (16)$$

missä r_t on $N \times 1$ tuottovektori ajanhetkellä t , μ_t on $N \times 1$ ehdollinen odotusarvovektori ja ε_t on $N \times 1$ residuaalivektori ajanhetkellä t .

$$H_t = D_t R_t D_t, \quad (17)$$

missä H_t on $N \times N$ ehdollinen kovarianssimatriisi, $D_t = \text{diag}(\sqrt{h_{1t}}, \dots, \sqrt{h_{Nt}})$ on ehdollisten keskihajontojen diagonaalimatriisi ja R_t on $N \times N$ ajan myötä muuttuva korrelaatiomatriisi.

Yksittäisten sarjojen ehdolliset varianssit h_{it} voidaan estimoida esimerkiksi GARCH(1,1)-mallilla:

$$h_{it} = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{i,t-1}, \quad (18)$$

missä h_{it} on sarjan *i* ehdollinen varianssi ajanhetkellä t , ω_i on varianssiyhtälön vakio ($\omega_i > 0$), α_i mittaa edellisen periodin shokin $\varepsilon_{i,t-1}^2$ vaikutusta varianssiin ja β_i kuvaa volatilitietin pysyvyyttä edellisen varianssin $h_{i,t-1}$ kautta.

DCC-vaiheessa muodostetaan standardoidut residuaalit:

$$z_t = D_t^{-1} \varepsilon_t, \quad (19)$$

missä z_t on $N \times 1$ standardoitujen residuaalien vektori, D_t^{-1} on diagonaalimatriisin D_t käänteismatriisi ja ε_t on residuaalivektori.

Korrelaatioiden dynamiikka määritellään Q_t -matriisin avulla:

$$Q_t = (1 - a - b) \bar{Q} + a z_{t-1} z_{t-1}' + b Q_{t-1}, \quad (20)$$

missä Q_t on $N \times N$ apumatriisi, \bar{Q} on standardoitujen residuaalien pitkän aikavälin kovarianssimatriisi (tyypillisesti otoskovarianssi), $a \geq 0$ kuvaa korrelaatioiden reagointia uusiin shokkeihin ja $b \geq 0$ korrelaatioiden pysyvyyttä, ja z_{t-1}' on vektorin z_{t-1} transpoosi.

Lopuksi Q_t skaalataan korrelaatiomatriisiksi:

$$R_t = \text{diag}(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-1/2}, \quad (21)$$

missä $\text{diag}(Q_t)$ on Q_t :n diagonaalielementeistä muodostettu diagonaalimatriisi ja $\text{diag}(Q_t)^{-1/2}$ on sen diagonaalielementtien käänteisten neliöjuurien diagonaalimatriisi. Tällöin R_t :n ulkopäädiagonaalielementit $\rho_{ij,t}$ ovat omaisuuserien i ja j dynaamiset ehdolliset korrelaatiot ajanhetkellä t . (Engle, 2002)

Finanssiaikasarjoissa on usein havaittavissa, että volatilitietti on hyvin pysyvää: vaikka tuotot itse ovat lähellä nollakorrelloituneita, tuottojen itseisarvot ja neliöt säilyttävät positiivista riippuvuutta pitkille viiveille ja autokorrelaatiot vaimenevat hitaasti ajan funktiona. Tätä ilmiötä kutsutaan pitkäksi muistiksi, ja se tarkoittaa, että menneillä

volatiliteettitasoilla on vaikutusta ehdolliseen varianssiin vielä pitkän ajan kuluttua; Ding ja muut (1993) osoittavat klassisesti, että erityisesti $|r|$ -sarjoissa riippuvuus on voimakas ja hidaskaimeneva. Koska perinteiset GARCH-mallit eivät aina kykene kuvaamaan tällaisen riippuvuuden hitaasti vaimenevaa (hyperbolista) dynamiikkaa, on kehitetty fraktionaalisesti integroidut laajennukset. Baillie ja muut (1996) esittävät FIGARCH-kehikon, jossa volatiliteettishokkien vaikutus vaimenee hyperbolisesti, mikä mahdollistaa pitkän muistin piirteiden mallintamisen paremmin kuin tavanomainen GARCH(1,1). (Ding ja muut, 1993; Baillie ja muut, 1996)

FIGARCH-malli voidaan esittää operaattorimuodossa seuraavasti:

$$[1 - \beta(L)] h_t = \omega + (1 - \beta(L) - \phi(L)(1 - L)^d) \varepsilon_t^2 \quad (22)$$

missä L on viiveoperaattori, $\phi(L)$ ja $\beta(L)$ ovat polynomimuotoiset viiveoperaattorit, ε_t on residuaali (innovaatio) ajanhetkellä t , h_t on ehdollinen varianssi ajanhetkellä t , ω on vakio ja d on pitkän muistin (fractional integration) parametri. Parametri d on FIGARCH-mallin keskeinen tulkintasuure: jos $d = 0$, malli palautuu lyhyen muistin rakenteeseen, kun taas $d > 0$ viittaa hitaasti vaimenevaan (hyperboliseen) shokkivaikutukseen ja siten pitkän muistin ominaisuuteen volatiliteetissa. (Baillie ja muut, 1996)

Fraktionaalinen differointi voidaan kirjoittaa binomisarjana:

$$(1 - L)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \pi_k L^k, \quad (23)$$

missä k on viiveindeksi, π_k on sarjakertoimen paino ja L^k tarkoittaa viiveoperaattorin k :nnettä potenssia.

Sarjakertoimet π_k määritellään gammafunktion avulla:

$$\pi_k = \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(-d)\Gamma(k+1)}, \quad (24)$$

missä $\Gamma(\cdot)$ on gammafunktio.

Esitystapa havainnollistaa, että menneillä shokeilla on vaikutusta volatiliteettiin pitkälle tulevaisuuteen alenevin painoin. FIGARCH-mallin avulla voidaan siten arvioida, onko

GARCH-mallissa havaittu korkea pysyvyys luonteeltaan aidosti pitkän muistin mukaista vai selittykö se lyhyen muistin GARCH-rakenteella. (Baillie ja muut, 1996)

Pitkän muistin piirteitä on havaittu myös stokastisen volatilitietin ja realisoidun volatilitietin tutkimuksessa, mikä tukee FIGARCH-tyyppisten mallien teoreettista perusteltavuutta (Comte ja Renault, 1998; Andersen ja muut, 2003). Näitä havaintoja tukee kryptovaluuttamarkkinoita koskeva empiirinen kirjallisuus: Kaya Soylu ja muut (2020) osoittavat, että bitcoinin, ethereumien ja XRP:n volatilitietti sisältää selkeitä pitkän muistin ominaisuuksia, mikä tekee FIGARCH-tyyppisistä malleista perusteltuja myös kryptovaluuttojen volatilitietin mallinnuksessa.

3.3 Aiemmat tutkimukset kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden yhteydestä

Riippuvuuksien arvioinnissa on tärkeää erottaa keskimääräiset, koko aineistoon perustuvat yhteydet siitä, miten omaisuuserien yhteisliike käyttäytyy eri markkinatiloissa. Staattinen korrelaatio voi peittää alleen ajassa vaihtelevia riippuvuuksia ja yliarvioida hajautushyötyjä juuri silloin, kun suojaavuutta eniten tarvittaisiin. Tästä syystä tutkielmassa hyödynnetään ajassa vaihtelevia riippuvuusmittareita ja tarkastellaan korrelaatioita myös markkinastressin ja normaalijaksojen välillä. Luvussa kootaan aiempi empiirinen näyttö kryptovaluuttojen, osakemarkkinoiden ja keskinäisten riippuvuuksien luonteesta sekä siitä, miten tulokset tyypillisesti muuttuvat stressijaksoissa.

Kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden välistä suhdetta on tarkasteltu rahoitustieteellisessä kirjallisuudessa erityisesti kolmen teeman kautta: kryptovaluuttojen mahdollinen hajautushyöty osakesalkuissa, riippuvuuksien ajallinen vaihtelu ja dynaamisuus sekä markkinastressin ja kriisien vaikutus korrelaatioihin ja riskirakenteisiin. Bouri ja muut (2017) osoittavat Bitcoin-aineistolla, että osakemarkkinoiden ja Bitcoinin välinen yhteys on ajassa vaihteleva ja riippuu

tarkasteltavasta aikahorisontista sekä äärimmäisistä markkinaliikkeistä; kokonaisuutena Bitcoin näyttäytyy ennen kaikkea hajauttajana, ei vahvana suojana osakemarkkinariskiä vastaan.

Tutkimuksessa kryptovaluutat nähtiin usein osakemarkkinoista osittain eriytyneinä omaisuusluokkina. Kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden väliset yhteydet eivät ole vakioita, vaan voivat muuttua nopeasti markkinastressissä. Corbet ja muut (2020) tarkastelevat COVID-19-pandemian aikaista tartuntavaikutusta ja osoittavat, että osakemarkkinoiden ja Bitcoinin välinen volatilitteettisuhde sekä dynaamiset yhteydet muuttuivat olennaisesti kriisin aikana. Tulokset tukevat hajautushyötyjen mahdollisuutta tavanomaisissa oloissa, mutta samalla korostavat riippuvuuksien voimistumisen riskiä poikkeusoloissa

Bui ja muut (2025) analysoivat kryptovaluuttojen pitkän aikavälin riippuvuuksia DFA-menetelmällä (Hurstin eksponentit) ja osoittavat, että tarkastelujaksolla kokonaisuutena vain XRP:n päivätuotot muistuttavat keskimäärin satunnaiskulkua, kun taas muissa suurissa kryptoissa havaitaan pitkän aikavälin persistenssiä. Lisäksi tulokset viittaavat siihen, että pitkän muistin piirteet voivat vaihdella aikaskaalan ja markkinaolosuhteiden mukaan, mikä korostaa omaisuuskohtaisia eroja kryptomarkkinan sisällä. (Bui ja muut, 2025)

3.3.1 Hajautus, hedge ja safe haven -tulokset

Kryptovaluuttoja koskevassa kirjallisuudessa keskeinen erottelu liittyy siihen, tarkastellaanko omaisuuserää hajauttajana (diversifier), suojana (hedge) vai turvasatamana (safe haven). Hajauttaja tarjoaa ensisijaisesti keskimäärin matalaa tai ajassa vaihtelevaa yhteisliikettä muiden sijoituskohteiden kanssa, jolloin se voi parantaa salkun riskiprofiilia normaaleissa markkinaolosuhteissa ilman, että suojaavuus välttämättä korostuu kriiseissä. Hedge-ominaisuudella tarkoitetaan omaisuuserää, jonka yhteys toiseen omaisuuserään on keskimäärin negatiivinen tai ainakin hyvin

heikko, jolloin se toimii suojana koko tarkastelujakson tavanomaisissa olosuhteissa. Turvasatama-ominaisuus on näitä tiukempi kriteeri, koska sen edellytetään toteutuvan nimenomaan markkinastressissä ja ääriolokäytännöissä, jolloin korrelaatiot tyypillisesti voimistuvat: turvasataman tulisi tällöin säilyttää nollaa kohti painuva tai negatiivinen riippuvuus ja siten tarjota suojaa juuri kriisin hetkellä. (Baur & Lucey, 2010; Baur & McDermott, 2010)

Kryptovaluuttojen yhteydet osakemarkkinoihin ovat keskeinen kysymys hajautushyötyjen kannalta. Bouri ja muut (2017) tarkastelevat Bitcoinin dynaamisia yhteyksiä maailman osakeindekseihin ja raportoivat, että Bitcoinin rooli näyttääyty kokonaisuutena ennen kaikkea hajauttajana (diversifier) eikä vahvana suojana (hedge). Lisäksi he havaitsivat, että turvasatamaominaisuus voi ilmetä rajatusti tietyissä stressitilanteissa

Samanaikaisesti kriisijaksoihin keskittyvä kirjallisuus viittaa siihen, että bitcoin ei välttämättä toimi turvasatamina markkinastressissä, vaan niiden yhteisliike osakemarkkinoiden kanssa voi jopa voimistua äärijaksoissa. Conlon ja McGee (2020) tarkastelevat COVID-19-pandemian alkuvaihetta ja raportoivat, että bitcoinin sisällyttäminen salkkuun ei tällöin tarjonnut suojaa osakemarkkinoiden laskua vastaan, vaan saattoi lisätä salkun alaspäin suuntautuvaa riskiä.

Dyhrberg (2016) tarkastelee bitcoinia GARCH-kehikossa ja esittää, että bitcoinilla voi olla joitakin ominaisuuksia, jotka muistuttavat sekä valuuttoja että hyödykkeitä, kuten kultaa. Myöhemmässä kirjallisuudessa on kuitenkin korostettu, että bitcoinin "kulta-analogiaa" ei tule tulkita yleispäteväksi, vaan sen toteutuminen riippuu tarkastelujaksosta ja markkinatilanteesta. Klein ja muut (2018) vertaavat bitcoinia kultaan ja osoittavat, että markkinastressissä bitcoin ei käyttäydy uuden kullan tavoin: kullan tyypillisen flight-to-quality-roolin sijaan bitcoinin yhteisliike osakemarkkinoiden kanssa voi kriisijaksoissa olla jopa positiivinen, mikä heikentää turvasatama-argumenttia. (Dyhrberg, 2016; Klein ja muut, 2018)

Bouri ja muut (2017) havaitsivat dynaamisten korrelaatioiden perusteella, että bitcoin on kokonaisuutena heikko suojaaja (hedge) ja soveltuu ensisijaisesti hajautukseen. Turvasatamaominaisuus ilmenee heidän tuloksissaan vain rajatusti, käytännössä viikkotason aineistossa tietyissä äärimmäisissä laskutilanteissa, erityisesti Aasian osakkeissa.

COVID-19-pandemian aikana julkaistut tutkimukset toimivat tärkeänä stressitestinä kryptovaluuttojen hajautus- ja turvasatamaroolille. Conlon ja McGee (2020) osoittivat, että pandemian alkuvaiheessa bitcoin ei tarjonnut suojaa osakemarkkinoiden laskua vastaan, vaan saattoi jopa lisätä salkun alaspäin suuntautuvaa riskiä. Samansuuntaisia havaintoja raportoivat Corbet ja muut (2020), heidän mukaansa kryptovaluuttojen ja osakeindeksien yhteisliike voimistui kriisien aikana.

Kołodziejczyk (2023) tarkastelee stablecoinien ominaisuuksia hajauttajina (diversifier), suojauksena (hedge) ja turvasatamina (safe haven) suhteessa sekä kryptovaluuttoihin (bitcoin, ethereum ja XRP) että osakemarkkinaindekseihin. Asetelma mahdollistaa riippuvuuksien analysoinnin normaaleissa markkinaoloissa (esim. mediaanikvantiileissa) ja jakauman ääripäissä (markkinastressi) sekä eri sijoitushorisonttien yli kvantiilikohereenssiin perustuvalla menetelmällä. Tulosten perusteella tarkastellut stablecoinit käyttäytyvät useimmiten heikkoina hedgeinä normaalioloissa ja heikkoina turvasatamina stressijaksoissa, eikä vahvoille turvasatamaominaisuuksille löydy systemaattista näyttöä. Lisäksi stablecoin- ja kryptovaluuttamarkkinoiden väliset tartuntavaikutukset (contagion) vaikuttavat harvinaisilta, ja päätulokset eivät muutu olennaisesti sijoitushorisontin valinnan mukana. Havainnot ovat olennaisia salkun riskienhallinnan näkökulmasta: stablecoinit voivat tietyissä tilanteissa vaimentaa riippuvuuksia, mutta niiden suoja- ja turvasatamarooli jää keskimäärin rajalliseksi myös silloin, kun vertailu kohdistuu XRP:n kaltaisiin korkeamman volatiliteetin kryptovaluuttoihin. (Kołodziejczyk, 2023)

Just ja Echaust (2024) arvioivat kryptovaluuttojen kykyä toimia osakemarkkinariskin suojana (hedge) ja turvasatamana (safe haven) kehittämällä hedging effectiveness - tarkastelua pidemmälle kuin pelkät riippuvuus- tai korrelaatiomittarit. Tutkimuksessa tarkastellaan viittä suurta kryptovaluuttoa (BTC, ETH, BNB, ADA ja XRP; 2017–2022) sekä G7- ja BRICS-osakeindeksejä. Keskeinen havainto on, että kryptojen erittäin korkea volatiliteetti suhteessa osakeindekseihin heikentää suojauspotentiaalia ratkaisevasti: todennäköisyys saavuttaa edes kohtuullinen volatiliteetin pienennys on tyypillisesti hyvin pieni, ja tehokas suojaus toteutuu lähinnä lyhyinä jaksoina, esimerkiksi markkinastressin aikana.

Kryptovaluutat voivat tarjota hajautushyötyjä tietyissä olosuhteissa, mutta niiden turvasatamaominaisuus on epävarma ja voimakkaasti riippuvainen markkinastressin luonteesta ja ajoituksesta. Toisaalta Baurin ja Hoangin (2021) keskeinen argumentti on, että vaikka bitcoinia on usein verrattu kultaan ja sen on väitetty toimivan turvasatamana, bitcoinin poikkeuksellisen korkea volatiliteetti kääntää asetelman osittain toisin päin: sijoittajat voivat tarvita turvasatamaa nimenomaan bitcoinia vastaan – ei vain turvasatamaa perinteisiä markkinashokkeja vastaan. Heidän tuloksensa viittaavat siihen, että stablecoinit voivat toimia tällaisena kryptovaluuttojen turvasatamana erityisesti silloin, kun bitcoin kokee äärimmäisiä negatiivisia hintaliikkeitä, jolloin sijoittajat näyttävät siirtyvän stablecoineihin; samalla stablecoinit eivät ole stabiileja kaikissa olosuhteissa, koska ne voivat reagoida juuri näihin stressijaksoihin. (Baur ja Hoang, 2021)

3.3.2 Riippuvuuksien ajallinen vaihtelu

Aslanidis ja muut (2019) havaitsivat, että kryptovaluuttojen ehdolliset ristiinkorrelaatiot ovat pääosin positiivisia mutta vaihtelevat huomattavasti ajan myötä, ja että kryptovaluuttojen yhteydet perinteisiin omaisuusluokkiin (osakkeet, joukkolainat, kulta) ovat keskimäärin heikkoja. Lisäksi wavelet-pohjaiset menetelmät ovat tarjonneet lisänäkemyksiä riippuvuuksien aikaskaala-riippuvuuteen. Goodell ja Goutte (2020)

soveltavat wavelet-koherenssia COVID-19-kuolemien ja bitcoinin hinnan väliseen suhteeseen ja raportoivat, että tarkastelujaksolla yhteys vahvistuu tietyissä ajankohdissa ja tietyillä aikaskaaloilla, mikä korostaa kriisiajan riippuvuuksien aika- ja taajuusriippuvaa luonnetta.

Mensi ja muut (2020) tutkivat tuntidatalla (11.1.2017–13.8.2019), miten neljän suuren kryptovaluutan (BTC, ETH, LTC ja XRP) volatilitteetti ja niiden väliset dynaamiset ehdolliset korrelaatiot muuttuvat ajan myötä. Tulosten mukaan kryptojen väliset korrelaatiot ovat useimmiten positiivisia ja melko korkeita (noin 0,61–0,76), mutta eivät vakioita: dynaamiset korrelaatiot voimistuvat kryptovaluuttamarkkinakriisin jälkeen, ja heikoin yhteys havaitaan LTC–XRP-parissa. Tämä viittaa siihen, että hajautushyödyt kryptojen välillä voivat heiketä kriisijaksoissa, jolloin riskinhallinnassa on perusteltua käyttää ajassa vaihtelevia riippuvuuksia mallintavia GARCH-kehysä (kuten DCC-tyyppisiä malleja). (Mensi ja muut, 2020)

Haq ja muut (2025) tarkastelevat mediaperustaisten ilmastonmuutoshuoli-indeksien ja eri kryptoluokkien tuottojen sekä kryptojen keskinäisen kytkeytyneisyyden välistä riippuvuutta time–frequency-kehysessä hyödyntäen squared wavelet coherence- ja partial wavelet coherence (PWC) -menetelmiä. Tulokset viittaavat siihen, että ilmastohuolen ja kryptotuottojen yhteys on aikaskaala-riippuva ja heterogeeninen kryptoluokkien välillä, ja että ilmastohuoli on yhteydessä myös kryptojen välisten tuottoyhteyksien (pairwise connectedness) muutoksiin eri taajuuksilla. Erityisesti XRP erottuu tapauksissa, joissa nouseva ilmastohuoli liittyy positiiviseen tuottoreaktioon verrattuna useisiin muihin tarkasteltuihin kryptoihin. (Haq ja muut, 2025)

Kristjanpoller ja Tabak (2025) tutkivat kryptovaluuttojen ja perinteisten rahoitusinstrumenttien välisiä riippuvuuksia menetelmillä, jotka kuvaavat myös pitkän aikavälin ja epälineaarista yhteisliikettä pelkän vakioisen korrelaation lisäksi. He analysoivat kryptovaluuttoja suhteessa Dow Jones Industrial Average -osakeindeksiin, EUR/USD-valuuttakurssiin ja kultaan. Tulosten mukaan useimmissa

omaisuuseräpareissa esiintyy tilastollisesti merkittävää pitkän aikavälin yhteisliikettä ja monimutkaista (multifractal) riippuvuutta, mutta riippuvuuden voimakkuus vaihtelee verrattavan kohteen mukaan. XRP:n kannalta kiinnostavaa on, että yhteys osakemarkkinaindeksiin ei ole kaikissa asetelmissä yhtä selkeä: esimerkiksi Dow Jones Industrial Average -indeksin ja XRP:n välisessä parissa pitkän aikavälin ristiinriippuvuus ei ole yhtä johdonmukainen kuin monissa muissa tarkastelluissa pareissa. Tämä tukee näkemystä, että kryptovaluuttojen ja perinteisten markkinoiden väliset riippuvuudet voivat olla ajassa ja markkinatilassa vaihtelevia, eikä pelkkä vakioinen korrelaatio aina kuvaa riippuvuusrakennetta riittävästi. (Kristjanpoller & Tabak, 2025)

Salkkunäkökulmasta on oleellista erottaa tavanomaiset markkinaolosuhteet jaksoista, joissa hinnanmuodostus muuttuu poikkeukselliseksi. Bouri ja muut (2019a) osoittavat, että kryptovaluuttamarkkinoilla esiintyy toistuvia kuplamaisia (explosive) hintajaksoja ja että tällaiset kuplautumiset voivat olla samanaikaisia useissa kryptoissa sekä kytkeytyä toisiinsa markkinan sisäisenä co-explosivity-ilmionä. Tämä viittaa siihen, että kryptojen välinen hajautus voi heiketä juuri kuplamaisissa äärijaksoissa, mikä puoltaa menetelmiä, jotka huomioivat riippuvuuksien ajallisen vaihtelun ja poikkeusjaksoihin liittyvät epälineaarisuudet. (Bouri ja muut (2019a)

Yhä suurempi osa kirjallisuudesta korostaa riippuvuuksien ajallista vaihtelua ja dynaamisuutta. Staattisiin korrelaatioihin perustuvat analyysit eivät välttämättä kykene kuvaamaan rahoitusmarkkinoiden monimutkaista dynamiikkaa, erityisesti kriisitilanteissa. Dynaamiset korrelaatiomallit, kuten DCC-GARCH, mahdollistavat korrelaatioiden ajassa muuttuvan estimoinnin (Engle, 2002). Siksi ne ovat laajasti käytettyjä kryptomarkkinoiden analyyseissä.

3.3.3 Volatiliteettileviämät ja contagion-ilmiot

Kryptomarkkinoiden sisäistä dynamiikkaa voidaan tarkastella myös price discovery -näkökulmasta, eli missä määrin uudet markkinashokit heijastuvat ensin tiettyjen

kryptovaluuttojen hintoihin. Chang ja Shi (2020) analysoivat BTC:n, ETH:n, XRP:n ja LTC:n hintojen yhteisliikettä ajassa muuttuvalla VECM-mallilla ja mittaavat kunkin krypton informaatio-osuutta markkinatason hinnanmuodostuksessa. Tulokset viittaavat siihen, että bitcoinin johtava rooli heikkenee ajan myötä, vaikka se säilyy suurimpana tutkimusjakson lopussa, ja että myös XRP osallistuu markkinatason hinnanmuodostukseen merkittävästi. (Chang ja Shi, 2020)

Kumar ja muut (2023) tutkivat, miten kryptovaluuttojen, DeFi- ja NFT-tokenien väliset yhteydet muuttuvat ajan myötä ja erityisesti Venäjä–Ukraina-sodan alkaessa. He käyttävät TVP-VAR-mallia, jolla voidaan mitata, miten tuotto- ja volatiliteettishokit siirtyvät omaisuusluokasta toiseen. Tulokset osoittavat, että markkinoiden kytkeytyneisyys on korkea jo normaalisti, mutta sodan alkaessa kytkeytyneisyys ja volatiliteetin siirtymät voimistuvat. Lisäksi XRP näyttäytyy heidän aineistossaan useimmiten nettovastaanottajana. Muiden digitaalisten omaisuserien shokit heijastuvat XRP:hen enemmän kuin XRP välittää shokkeja muihin. Tämä tukee contagion-näkemyksiä, jonka mukaan kriiseissä riippuvuudet ja riskinsiirtymät voivat muuttua ja hajautushyödyt heikentyä, joten pelkkä keskimääräinen korrelaatio ei aina riitä. (Kumar ja muut, 2023)

Ha (2025) analysoi GPR-indeksin ja useiden kryptovaluuttojen mukaan lukien XRP volatiliteetin välistä riippuvuusrakennetta QVAR-kehikossa ja osoittaa, että verkoston kytkeytyneisyys ja shokkien välittymissuunnat muuttuvat ajassa sekä korostuvat erityisesti äärimmäisissä markkinatiloissa; lisäksi COVID-19- ja Ukraina–Venäjä-jaksot näkyvät rakenteen selvinä muutoksina. (Ha, 2025)

Oldani ja muut (2025) tarkastelevat spekulatiivisten hintakuplien esiintymistä bitcoinin, etherumin ja XRP:n hinnoissa ajanjaksolla 2018–2024. Tutkimuksen tavoitteena on tunnistaa ja ajoittaa eksponentiaalisen hintakäyttäytymisen jaksot sekä vertailla kupladynamiikkaa eri kryptovaluuttojen välillä. Tulokset osoittavat, että hajautetuissa lohkoketjuissa kaupankäynnin kohteena olevat kryptovaluutat, erityisesti bitcoin ja

ethereum, kokevat useita toistuvia kuplajaksoja, kun taas XRP ei osoita vastaavaa systemaattista kuplakäyttäytymistä. Tämä viittaa siihen, että kryptovaluuttojen teknologinen rakenne ja käyttötarkoitus voivat vaikuttaa hintadynamiikkaan ja spekulatiiviseen käyttäytymiseen. (Oldani ja muut, 2025)

Mehdian ja muut (2025) tarkastelevat ETF-hyväksyntöjen vaikutuksia kryptovaluuttamarkkinoihin minuuttiaineistolla ja raportoivat tulokset myös XRP:lle. Tutkimuksen mukaan bitcoinin spot ETF -hyväksyntä heijastuu XRP:hen myönteisenä lyhyen aikavälin poikkeavana tuottoina, kun taas ethereumin spot ETF -hyväksynnän yhteydessä XRP:n reaktio on keskimäärin negatiivinen. Lisäksi tekijät tulkitsevat, että tapahtumat voivat muuttaa kryptomarkkinoiden keskinäistä kytkeytyneisyyttä ja volatiliteetin välittymistä, mikä tukee contagion- ja spillover-näkökulman huomioimista myös XRP:n tarkastelussa.

3.3.4 Yhteenveto ja tutkimusaukko

Aiemmassa kappaleessa esitetty tutkimus viittaa siihen, että kryptovaluuttojen ja perinteisten markkinoiden välinen suhde ei ole vakio, vaan riippuu markkinatilanteesta. Hajautushyöty ja turvasatamaominaisuus ovat eri asioita: kryptovaluutta voi tarjota keskimäärin hajautusta, vaikka se ei suojaisi kriisitilanteissa, jolloin yhteisliike tyypillisesti voimistuu. Tätä eroa korostavat sekä bitcoinin hedge- ja safe haven -tuloksia käsittelevät tutkimukset että COVID-19-jakson kriisiajan yhteisliikettä ja suojaavuutta tarkastelevat analyysit: turvasatamaominaisuus jää usein epävarmaksi ja tulokset ovat herkkiä markkinastressin määrittelylle ja ajoitukselle. (Bouri ja muut, 2017; Klein ja muut, 2018; Conlon ja McGee, 2020; Corbet ja muut, 2020)

Riippuvuuksien ajallinen vaihtelu tarjoaa luontevan selityksen sille, miksi kirjallisuudessa päädytään joskus näennäisesti erilaisiin johtopäätöksiin. Jos yhteisliike vaihtelee ajassa ja korostuu nimenomaan stressijaksoissa, koko otoksen keskimääräisiin tunnuslukuihin perustuva tulkinta voi yliarvioida hajautushyödyt juuri silloin, kun suojaavuutta eniten

tarvittaisiin. Tämän vuoksi dynaamiset riippuvuusmittarit ja ehdolliset korrelaatiot ovat keskeisiä, kun arvioidaan kryptojen roolia osana sijoitussalkkua eri markkinatiloissa (Aslanidis ja muut 2019; Corbet ja muut, 2018).

Kolmas kirjallisuuden keskustelulinja liittyy shokkien välittymiseen ja kytkeytyneisyyden muutoksiin. Spillover- ja contagion-näkökulmat täydentävät safe haven -keskustelua: vaikka keskimääräinen korrelaatio olisi matala, tuotto- ja erityisesti volatiliteettishokkien välittyminen voi poikkeus- ja kriisijaksoissa voimistua, mikä kaventaa hajautushyötyjä ja muuttaa omaisuuserien välistä riippuvuusrakennetta. Kryptomarkkinoihin sovelletut analyysit osoittavat, että kytkeytyneisyys ja shokkien välittymissuunnat vaihtelevat ajassa ja voivat korostua häiriöjaksoissa. (Mensi ja muut, 2020; Kumar ja muut, 2023).

Tässä kokonaisuudessa XRP:tä koskeva tutkimus jää kuitenkin selvästi suppeammaksi kuin Bitcoinia painottava kirjallisuus. Vaikka XRP sisältyy joihinkin laajempiin kytkeytyneisyys- ja markkinareaktiotarkasteluihin, sen riippuvuusrakenteita suhteessa osakeindekseihin ja toisiin suuriin kryptovaluuttoihin ei ole käsitelty yhtä johdonmukaisesti nimenomaan ajassa vaihtelevien riippuvuuksien, markkinastressin ja sijoittajan kannalta relevanttien salkkuhajautuksen näkökulmista samassa asetelmassa. Tämä on aukko, koska juuri stressijaksot ovat kriittisiä arvioitaessa, säilyykö hajautushyöty vai heikkeneekö se riippuvuuksien kiristyessä (Corbet ja muut, 2020; Kumar ja muut, 2023; Just ja Echaust, 2024). Vaikka tutkimusaukko onkin kapea ja aikaisemmin useassa eri tutkimuksessa mitattu näitä asioita – varsinkin bitcoinin osalta - toistetaan olemassa olevaa tutkimusta hieman uudemmalla datalla.

Tutkimuskysymysten pohjalta ja aikaisempien tutkimusten pohjalta asetetaan seuraavat hypoteesit:

H1: XRP:n volatiliteetti on korkeampi kuin osakemarkkinoiden, mutta samaa vertailuokkaa bitcoiniin nähden.

H2: XRP:n korrelaatio osakemarkkinoihin on keskimäärin matalampi kuin bitcoinin, mikä mahdollistaa hajautushyötyjä sijoitussalkussa.

H3: Omaisuusluokkien väliset korrelaatiot kasvavat markkinastressin aikana, mikä heikentää kryptovaluuttojen tarjoamia hajautushyötyjä.

H4: XRP:n sisällyttäminen sijoitussalkkuun parantaa salkun riskin ja tuoton suhdetta vain maltillisilla painotuksilla

Hypoteesit testataan volatilitiiteetti- ja korrelaatiomallien sekä portfolion optimointitulosten avulla.

4 Tutkimusasetelma ja menetelmät

Tässä luvussa esitetään tutkielman empiirinen tutkimusasetelma, käytetty aineisto sekä menetelmät, joilla XRP:n volatiliteettia, korrelaatioita ja hajautushyötyjä analysoidaan suhteessa osakemarkkinoihin ja muihin kryptovaluuttoihin. Luvun tavoitteena on kuvata systemaattisesti, miten tutkimuskysymyksiin vastataan ja millä perusteilla valitut menetelmät soveltuvat kryptovaluuttojen analyysiin.

Kryptovaluuttojen hintakehitykselle on ominaista korkea volatiliteetti, epälineaarisuus ja ajassa muuttuvat riippuvuusrakenteet. Näiden piirteiden vuoksi perinteiset lineaariset mallit ja staattiset korrelaatiomittarit eivät välttämättä anna luotettavaa kuvaa riskistä ja hajautushyödyistä. Tästä syystä tutkimuksessa hyödynnetään aikasarjamalleja, jotka ottavat huomioon ehdollisen heteroskedastisuuden sekä dynaamiset riippuvuudet eri omaisuusluokkien välillä.

4.1 Tutkimusstrategia ja empiirinen lähestymistapa

Tutkimus on luonteeltaan kvantitatiivinen ja empiirinen. Analyysi perustuu historiallisten hintatietojen tilastolliseen mallintamiseen ja rahoitusteorian mukaiseen riskin ja tuoton tarkasteluun. Tutkimusstrategiana on yhdistää moderni portfolioteoria ja aikasarjamallit kryptovaluuttamarkkinoiden erityispiirteisiin soveltuvalla tavalla.

Tutkimus etenee siten, että ensin mallinnetaan yksittäisten omaisuusluokkien perusominaisuuksia, XRP:n ja S&P 500 välistä CAPM-beta, minkä jälkeen analysoidaan eri malleilla XRP:n volatiliteettia ja omaisuusluokkien välisiä dynaamisia korrelaatioita eri malleilla. Lopuksi arvioidaan XRP:n vaikutusta sijoitussalkun riskin ja tuoton suhteeseen portfolion optimoinnin avulla sekä testataan kiinteiden salkkujen tuottoriskisuhdetta.

Empiirisen analyysin aineistona käytetään päivittäisiä hintatietoja XRP:stä, bitcoinista ja S&P 500 -osakeindeksistä. Aineisto kattaa ajanjakson 10.11.2017–31.12.2025, mikä mahdollistaa kryptovaluuttamarkkinoiden eri kehitysvaiheiden sekä useiden markkinashokkien tarkastelun. Hintadata on kerätty julkisista tietolähteistä (Yahoo Finance), ja se on muunnettu analyysia varten yhtenäiseen aikamuotoon. XRP:n saatavilla olevan päivähintadatan (Yahoo Finance) vuoksi tarkastelu alkaa 10.11.2017. Koska S&P 500 on havaittavissa vain pörssipäivinä, aikasarjat synkronoitiin yhteisten havaintopäivien leikkauksella. Tämän seurauksena kryptovaluutoista poistuvat viikonloput ja markkinapyhät ja havaintomäärä määräytyy pörssipäivien mukaan.

Tutkimuksessa keskitytään päivätason havaintoihin. Analyysissä käytetään logaritmisia tuottoja, jotka lasketaan peräkkäisten hintahavaintojen luonnollisten logaritmien erotuksina. Logaritmisten tuottojen käyttö on vakiintunut käytäntö rahoitusaikasarjojen analyysissä, koska ne ovat additiivisia ajassa ja soveltuvat paremmin tilastolliseen mallintamiseen kuin hintatasot.

4.2 Volatiliteetin ja dynaamisten korrelaatioiden analyysi

Volatiliteetin mallintamiseen käytetään GARCH-perheen malleja, jotka soveltuvat erityisesti rahoitusaikasarjojen ehdollisen varianssin analyysiin. GARCH-mallit pystyvät kuvaamaan volatiliteettiklustereita, joissa suuret hintavaihtelut kasaantuvat ajallisesti. Tutkimuksessa hyödynnetään perusmuotoista GARCH(1,1)-mallia referenssimallina XRP:n ja muiden tarkasteltavien omaisuusluokkien volatiliteetille. Koska kryptovaluuttojen tuotoissa esiintyy usein epäsymmetrisiä reaktioita markkinashokkeihin, analyysissä hyödynnetään laajennuksia, kuten EGARCH-, GJR-GARCH ja FIGARCH-malleja.

Markkinastressi operationalisoidaan osakemarkkinan korkean volatiliteetin jaksoina. Tutkielmassa markkinastressipäivät määritellään päiviksi, jolloin S&P 500 -indeksin ehdollinen volatiliteetti kuuluu tarkastelujakson ylimpään 10 %iin. Tällä luokittelulla

dynaamisia DCC-korrelaatioita voidaan verrata stressi- ja normaalijaksojen välillä ja arvioida, voimistuvatko omaisuusluokkien väliset riippuvuudet stressitilanteissa. Tämä mahdollistaa korrelaatioiden ajallisen vaihtelun ja tarjoaa realistisemmän kuvan hajautushyödyistä kuin staattiset korrelaatiomittarit. Mallia sovelletaan XRP:n, bitcoinin ja S&P 500 -indeksin tuottoihin. Analyysi mahdollistaa korrelaatioiden tarkastelun eri markkinatilanteissa ja erityisesti kriisiaikoina, jolloin hajautushyötyjen säilyvyys on keskeinen kysymys.

4.3 Sijoitussalkun optimointimenetelmät

Tässä tutkielmassa sijoitussalkun muodostaminen ja vertailu perustuvat modernin portfolioteorian mukaiseen optimointikehikkoon. Sijoitussalkun optimoinnin tavoitteena on arvioida, miten XRP:n lisääminen osaksi sijoitussalkkua vaikuttaa salkun riskin ja tuoton väliseen suhteeseen verrattuna tilanteeseen, jossa salkku koostuu yksinomaan perinteisistä omaisuusluokista ja kahdesta kryptovaluutasta (XRP ja BTC). Optimointimenetelmät toimivat linkkinä teoreettisen viitekehyksen (luku 3) ja empiiristen tulosten (luku 5) välillä.

Optimointi toteutetaan keskiarvo-variانسsi-lähestymistavan mukaisesti, jossa sijoitussalkun odotettu tuotto määritellään yksittäisten omaisuserien tuottojen painotettuna keskiarvona ja riski mitataan tuottojen varianssilla tai keskihajonnalla. Lähestymistapa perustuu Markowitzin esittämään tehokkaan rintaman käsitteeseen, jossa sijoittaja valitsee salkun riskipreferenssiensä mukaisesti tehokkaiden salkkujen joukosta.

Tutkielmassa tarkastellaan kahta keskeistä optimointikriteeriä. Ensimmäisessä tapauksessa ratkaistaan minimivarianssisalkku, jossa tavoitteena on minimoida salkun kokonaisvolatiliteetti ilman, että odotetulle tuotolle asetetaan eksplisiittistä tavoitetta. Toisessa tapauksessa tarkastellaan salkkua, joissa pyritään maksimoimaan Sharpen suhde, eli odotetun tuoton ja riskin suhde. Näiden kahden lähestymistavan avulla

voidaan arvioida XRP:n vaikutusta sekä riskin minimointiin että riskikorjattuun tuottoon perustuvissa sijoitusstrategioissa.

Optimoinnissa käytetään useita realistisia rajoitteita, jotka vastaavat tyypillisiä institutionaalisia ja yksityissijoittajien sijoituskäytäntöjä. Kaikissa tarkastelluissa salkuissa omaisuuserien painot rajoitetaan ei-negatiivisiksi, eli lyhyeksi myyntiä ei sallita. Lisäksi salkun painojen summan edellytetään olevan yksi, mikä varmistaa täyden allokaation tarkasteltuihin omaisuusluokkiin. Näiden perusrajoitteiden lisäksi analyyseissä tarkastellaan vaihtoehtoisia skenaarioita, joissa kryptovaluutoille asetetaan vähimmäis- tai enimmäispainoja. Näiden skenaarioiden avulla voidaan arvioida, miten salkun ominaisuudet muuttuvat, kun sijoittaja haluaa eksplisiittisesti sisällyttää kryptovaluuttoja osaksi allokaatiota.

Optimointimenetelmien tulokset raportoidaan luvussa 5 taulukoiden ja kuvioiden avulla. Tulosten tulkinnessa kiinnitetään erityistä huomiota siihen, miten XRP:n sisällyttäminen salkkuun vaikuttaa salkun volatiliiteettiin, odotettuun tuottoon ja Sharpen suhteeseen verrattuna salkkuihin, joissa XRP ei ole mukana. Näin optimointianalyysi toimii keskeisenä välineenä arvioitaessa XRP:n sijoitusominaisuuksia ja sen mahdollista roolia hajautusvälineenä.

4.4 Laskennallinen toteutus ja käytetyt ohjelmistotyökalut

Empiiriset analyysit toteutettiin Pythonilla Anaconda-jakelussa. Hintadata (XRP-USD, BTC-USD ja S&P 500) haettiin yfinance-kirjastolla ja esikäsiteltiin pandas- ja numpy-kirjastoilla (aikasarjojen synkronointi ja logaritmiset päivätuotot). Kuvailevat tunnusluvut laskettiin pandas/numpy-toiminnoilla ja tallennettiin taulukoiksi.

Beeta-estimointi toteutettiin OLS-regressiolla statsmodels-kirjastossa, ja keskivirheissä hyödynnettiin HAC/Newey–West -toteutusta. Tulokset visualisoitiin matplotlib-kirjastolla. Volatiliiteettia mallinnettiin arch-kirjaston GARCH-perheen malleilla käyttäen

Studentin t-jakaumaa. Dynaamiset korrelaatiot estimoitiin DCC-GARCH-kehikossa: ensin sovitetiin univariaatit GARCH-mallit, minkä jälkeen DCC(1,1)-parametrit estimoitiin numeerisesti `scipy.optimize.minimize`-rutiinilla ja muodostettiin ajassa vaihtelevat korrelaatiot. Markkinastressi määriteltiin S&P 500 -indeksin ehdollisen volatiliteetin perusteella siten, että stressijaksot ovat volatiliteetin ylimmän 10 prosentin (90-kvantiilin) havaintoja

Salkkuoptimointi toteutettiin mean–variance -kehyksessä laskemalla tuotot ja kovarianssit `pandas/numpy`:lla ja ratkaisemalla minimivarianssi- ja maksimi-Sharpe-tehtävät `scipy.optimize.minimize`-menetelmällä (SLSQP, long-only ja painosumman rajoite). Tehokas rintama sekä salkkujen kumulatiiviset tuotot raportoitiin ja kuvattiin `matplotlib`-kirjastolla. Tulokset vietiin Exceeliin/CSV:hen `pandas`-vienneillä (tarvittaessa `openpyxl`-moottorilla) ja tiedostojen hallinnassa hyödynnettiin `os`- ja `datetime`-kirjastoja.

5 Empiiriset tulokset

Ennen varsinaista volatilitteetti- ja korrelaatiomallinnusta tarkastellaan aineiston keskeisiä tilastollisia ominaisuuksia. Kuvailevan analyysin tarkoituksena on muodostaa yleiskuva XRP:n, bitcoinin ja S&P 500 -indeksin tuottokäyttäytymisestä.

Taulukon 1 perusteella kryptovaluuttojen riskitaso poikkeaa selvästi osakemarkkinoista: XRP:n päivittäinen volatilitteetti (4,221 %) on noin 3,4-kertainen ja bitcoinin (6,811 %) noin 5,5-kertainen S&P 500 -indeksiin (1,228 %) verrattuna. Vaikka kryptovaluuttojen keskimääräiset päivätuotot (XRP=0,125 % ja bitcoin=0,105 %) ovat tarkastelujaksolla S&P 500:aa (0,048 %) korkeampia, ne ovat pieniä suhteessa tuottojen hajontaan. Siinä missä S&P 500 -indeksin Sharpe-suhde on korkea (0,0392) kryptovaluutoilla ne jäävät alhaisimmiksi (BTC=0,0158 ja XRP=0,0296).

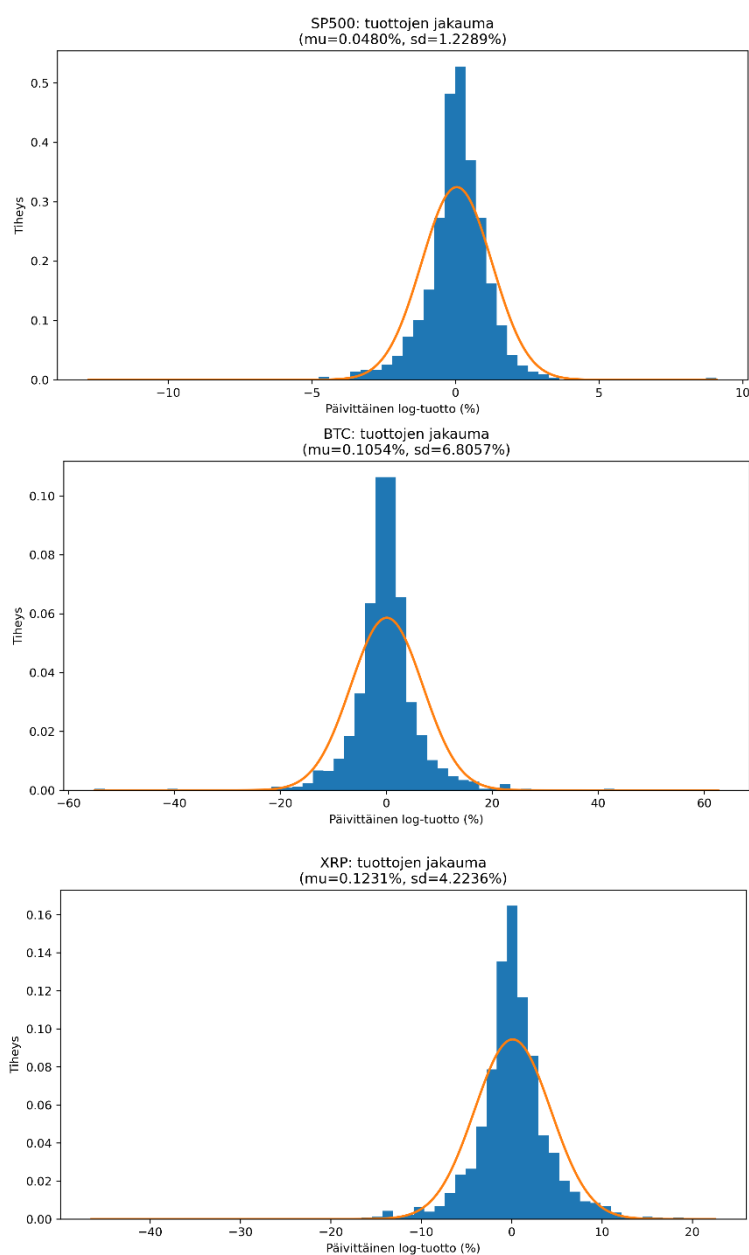
Taulukko 1. XRP:n, bitcoinin ja S&P 500:n logaritmistien tuottojen keskiarvot, keskihajonnat ja Sharpen suhteet.

	Keskimääräinen tuotto (%/päivä)	Keskihajonta (%)	Minimi (%)	Maksimi (%)	Sharpen suhde
XRP	0,125	4,221	-46,473	22,511	0,0296
Bitcoin	0,105	6,811	-55,050	62,674	0,0158
S&P 500	0,048	1,228	-12,765	9,089	0,0392

Ääripäiden tarkastelu korostaa häntäriskiä: kryptojen minimi- ja maksimiarvot ovat moninkertaisia verrattuna osakeindeksiin, ja XRP:llä negatiivinen ääripäivä on selvästi suurempi (-46,473) kuin positiivinen (22,511), mikä viittaa epäsymmetriseen

riskiprofiiliin. Bitcoinin äärihajonta poikkeaa jonkin verran, negatiivinen ääripäivä (-55,050) on pienempi kuin positiivinen (62,674) kun taas S&P 500:n vastaavat ääriarvot ovat -12,765 ja 9,089. Kuvio 1 osoittaa, että kryptovaluuttojen päivätuottojen jakaumat poikkeavat selvästi normaalijakaumasta: jakaumat ovat huipukkaita ja niissä esiintyy paksuja häntiä, mikä viittaa äärimmäisten tuottohavaintojen korostumiseen verrattuna normaaliolotukseen.

Kuvio 1. Tuottojakaumat.



5.1 Systemaattinen riski: CAPM-beta

XRP:n systemaattista riskiä suhteessa osakemarkkinoihin arvioitiin estimoimalla CAPM-regressio, jossa selitettävänä muuttujana on XRP:n päivittäinen log-tuotto ja selittävänä muuttujana S&P 500 -indeksin päivittäinen log-tuotto. Regressio estimoitiin OLS-menetelmällä käyttäen päivätason havaintoja (N=2045). Estimoitu beeta on 1,217, mikä osoittaa, että XRP:n tuotot reagoivat keskimäärin voimakkaammin osakemarkkinoiden yleisiin hintaliikkeisiin kuin markkinaindeksi itse. Eli toisin sanoen kun S&P 500 indeksi nousee 1 % prosenttiyksikön verran nousee XRP 1,217 prosenttiyksikköä. Regressiomallin keskeiset estimaatit on esitetty taulukossa 2.

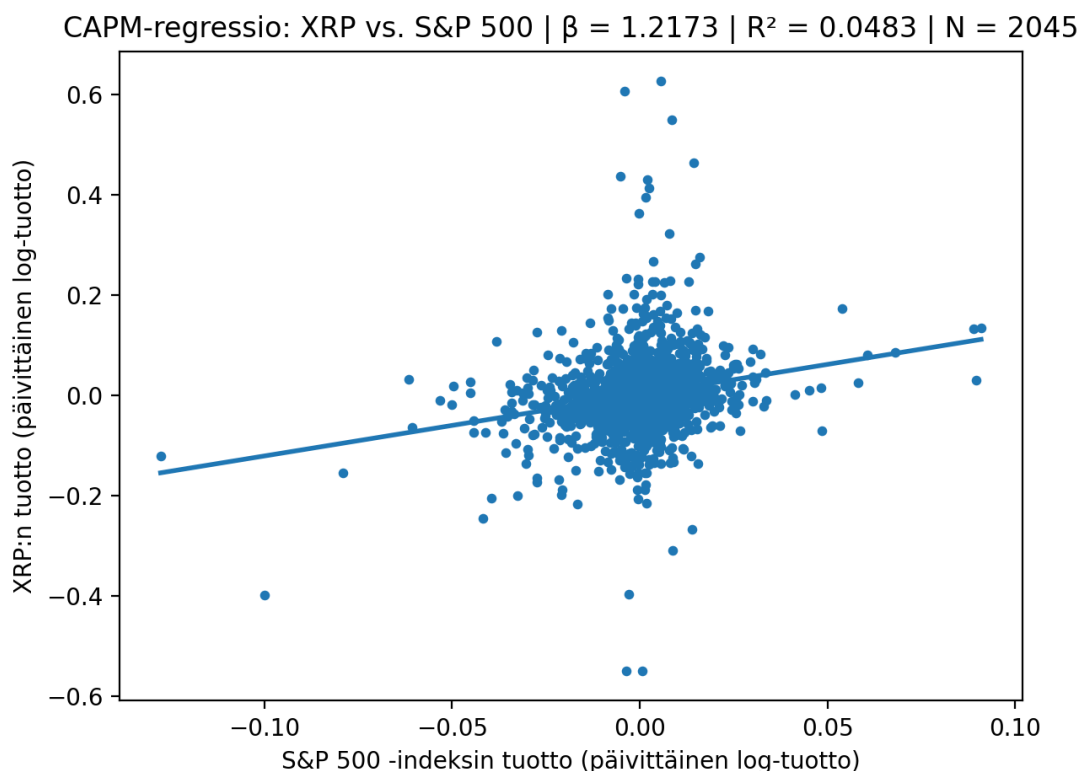
Taulukko 2. CAPM-regressio: XRP vs. S&P 500.

Havaintojen määrä	Selitysaste (R^2)	Beta (β)	(β) p-arvo	Alfa (α) p-arvo	Alfa (α) t-tilasto	Alfa (α)
2045	0,0483	1,217	3,13E-17	0,769	0,293	0,000464

Betan piste-estimaatti ($\beta = 1,217$) ylittää yhden, mikä viittaa siihen, että XRP:n päivätuotot reagoivat keskimäärin osakemarkkinan (S&P 500) päivittäisiin tuottoliikkeisiin enemmän kuin markkinaindeksi itse. Beeta on tässä aineistossa tilastollisesti merkitsevä ($p < 0,001$), joten lineaariselle CAPM-yhteydelle saadaan tilastollista tukea. Sen sijaan alfatermi ei ole tilastollisesti merkitsevä ($\alpha p = 0,769$), mikä viittaa siihen, ettei aineistosta löydy näyttöä markkinatekijän lisäksi syntyvästä systemaattisesta "ylituotosta". Mallin selitysaste on matala ($R^2 = 0,0483$), eli S&P 500:n päivätuotto selittää vain noin 4,8 % XRP:n päivittäisten tuottojen vaihtelusta. Tämä korostaa, että vaikka yhteys on tilastollisesti havaittavissa, suurin osa XRP:n tuottojen vaihtelusta määräytyy muista tekijöistä kuin osakemarkkinoiden päivittäisestä yleisliikkeestä.

Kuviossa 2 esitetty hajontakuva ja siihen sovitettu regressiosuora havainnollistavat mahdollisen positiivisen riippuvuuden suuntaa, mutta havaintojen suuri hajonta viittaa siihen, että yhteys on heikko ja että kryptovaluuttamarkkinoille tyypillinen korkea volatiliteetti hallitsee yksittäisiä päivähavaintoja.

Kuvio 2. CAPM-regressio: XRP vs. S&P 500.



5.2 XRP:n volatiliteettitulokset

Perusvertailumallina käytetään GARCH(1,1)-mallia, joka on vakiintunut lähtökohta rahoitusaikasarjojen volatiliteetin analyysissä. Koska kryptovaluuttojen tuottodynamiikka voi olla epäsymmetristä, analyysiä täydennetään asymmetrisillä volatiliteettimalleilla (EGARCH ja GJR-GARCH), joiden avulla voidaan arvioida, reagoiko volatiliteetti eri tavoin positiivisiin ja negatiivisiin hintaliikkeisiin. Estimoidut

asymmetriaparametrit (taulukko 3) kuvaavat tämän mahdollisen eroavuuden suuntaa ja voimakkuutta.

Lisäksi analyysiin sisällytetään FIGARCH(1,1)-malli, jonka avulla testataan, sisältääkö XRP:n volatilitiitti pitkän muistin piirteitä eli vaimenevatko volatilitiittishokkien vaikutukset hitaammin kuin perinteisessä GARCH-kehikossa. FIGARCH-mallissa pitkän muistin voimakkuutta kuvaa d -parametri: $d > 0$ viittaa hyperbolisesti vaimenevaan shokkivaikutukseen ja siten pitkäkestoiseen riippuvuuteen volatilitiitissa. Mallien vertailu perustuu johdonmukaisesti samoihin aineistoihin ja informaatiokriteereihin (AIC/BIC), jotta voidaan arvioida, parantaako pitkän muistin spesifikaatio mallin sovitusta perus- ja asymmetrisiin GARCH-malleihin nähden.

Taulukon 3 estimoidut parametrit viittaavat siihen, että XRP:n volatilitiitti on erittäin pysyvää. GARCH(1,1)-mallissa $\alpha_1 + \beta_1 \approx 1,00$, mikä on yhdenmukaista voimakkaan volatilitiitin klusteroitumisen kanssa. Koska näin korkea pysyvyys voi heijastaa myös pitkän muistin rakennetta, analyysiä täydennetään FIGARCH(1,1)-mallilla, jossa pitkän muistin voimakkuutta kuvaa d -parametri. Tässä aineistossa $d=0,49$, mikä viittaa siihen, että volatilitiittishokkien vaikutus vaimenee hitaasti pitkän muistin mukaisesti. Mallien sovitusta vertaavat informaatiokriteerit tukevat tätä tulkintaa, sillä pienimmät AIC- ja BIC-arvot saavutetaan FIGARCH(1,1)-mallilla (AIC \approx 9284 ja BIC \approx 9316), kun taas perus-GARCH(1,1)-mallissa AIC \approx 9302 ja BIC \approx 9328. Asymmetrisistä spesifikaatioista huolimatta GJR-GARCH(1,1)-mallin γ_1 on negatiivinen ($-0,108$), mikä ei tue sitä, että negatiiviset shokit kasvattaisivat volatilitiittia enemmän kuin positiiviset. Lisäksi t -jakauman vapausasteet ($v \approx 2,66 - 2,79$) viittaavat erittäin paksuihin häntiin, mikä korostaa XRP-tuottojen ääriiliikkeiden ja häntäriskin merkitystä.

Taulukko 3. XRP:n volatiliteettianalyysi eri GARCH-malleilla.

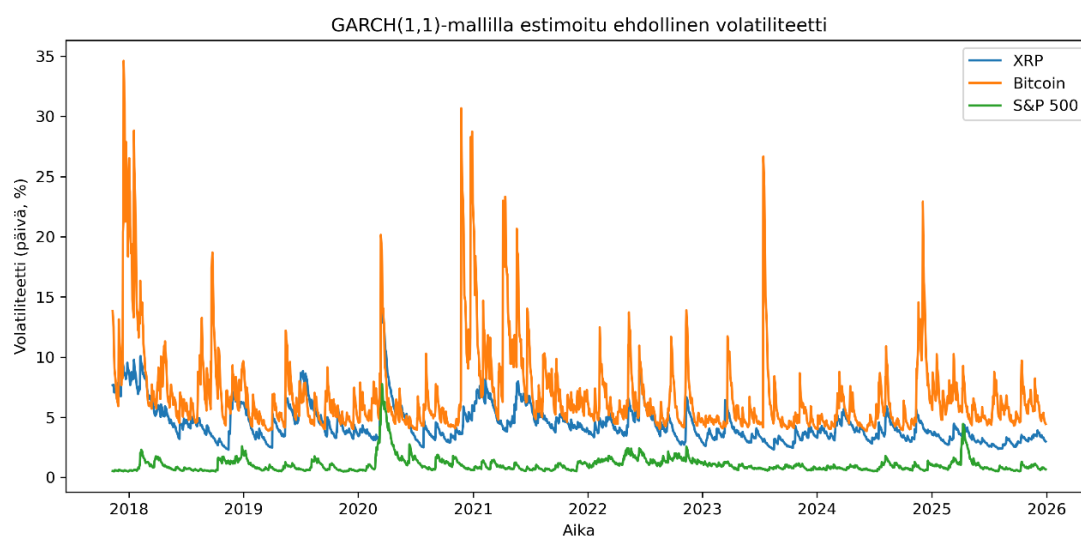
Malli	ℓ	AIC	BIC	α_1	β	β_1	d	γ_1	μ	ν	ω	ϕ
GARCH (1,1)	-4646	9302	9328	0,44		0,56			-0,14	2,70	6,99	
EGARCH (1,1)	-4648	9305	9332	0,43		0,87			-0,13	2,66	0,57	
GJR-GARCH (1,1)	-4645	9303	9335	0,51		0,54		-0,108	-0,13	2,71	7,20	
FIGARCH (1,1)	-4636	9284	9316		0,04		0,49		-0,15	2,79	9,42	0,04

missä ℓ = log-likelihood; AIC = Akaiken informaatiokriteeri; BIC = Bayesin/Schwarzin informaatiokriteeri; α_1 = ARCH-termi (edellisen shokin vaikutus volatiliteettiin); β_1 = GARCH-termi (volatiliteetin pysyvyys); γ_1 = asymmetriatermi; ω = varianssiyhtälön vakio; μ = tuottojen keskiarvotermin; ν = t-jakauman vapausasteet; d = pitkän muistin parametri (FIGARCH); ϕ ja β = FIGARCHin dynamiikkaparametrit

Volatiliteettitulosten perusteella XRP:n riskiprofiili poikkeaa selvästi perinteisistä osakemarkkinoista. Volatiliteetin taso on korkeampi ja sen dynamiikka epävakaampi, mikä asettaa haasteita salkunhallinnalle. Samalla tulokset osoittavat, että volatiliteetti ei ole satunnaista vaan systemaattisesti mallinnettavissa, mikä mahdollistaa riskin arvioinnin ja vertailun muiden omaisuusluokkien kanssa.

Kuvio 3 havainnollistaa GARCH (1,1)-mallilla estimoitua ehdollista volatiliteettia tarkastelujaksolla. Bitcoinin volatiliteetti on selvästi korkeampi ja epävakaampi kuin XRP:n ja S&P 500 -indeksin, ja se reagoi voimakkaasti markkinashokkeihin, mikä tukee kuvailevassa analyysissä tehtyjä havaintoja. Lisäksi bitcoinin tuotoissa havaitaan voimakasta volatiliteetin klusteroitumista. Suurten hintavaihteluiden jaksot kasaantuvat ajallisesti, ja rauhallisempia jaksoja seuraavat usein uudet voimakkaat liikkeet. S&P 500 -indeksin tuotoissa vastaava ilmiö on huomattavasti maltillisempaa, vaikka myös osakemarkkinoilla esiintyy ajoittaista volatiliteetin kasvua erityisesti kriisiaikoina kuten COVID19:n tienoilla.

Kuvio 3. GARCH(1,1)-mallilla estimoitu ehdollinen volatilitteetti XRP:lle, Bitcoinille ja S&P 500 -indeksille.



XRP on selvästi volatiilimpi (tuottojen keskihajonta) kuin osakemarkkinat: estimoitu volatilitteetti (taulukko 1) on 4,221 %, kun vastaava luku S&P 500:lle on 1,228 %. Samalla XRP:n volatilitteettikäyttäytyminen on tulosten perusteella linjassa siihen, että myös bitcoinin vastaava luku on epätyypillisen korkea, 6,81 %. Yhteenvetona, aikaisemmin esitetyt tulokset tukevat hypoteesia H1 eli *XRP:n volatilitteetti on korkeampi kuin osakemarkkinoiden, mutta samaa vertailuokkaa bitcoiniin nähden. H1 hyväksytään* tämän aineiston perusteella.

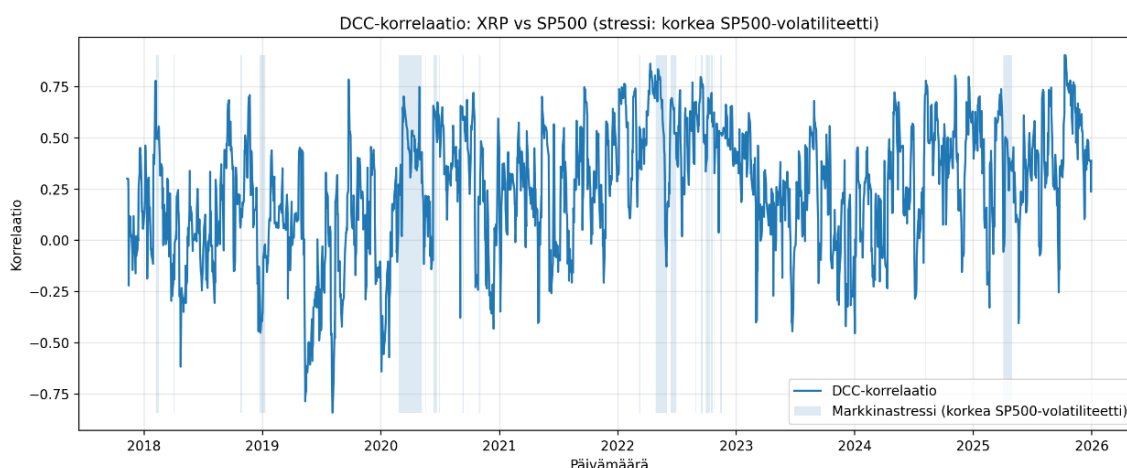
5.3 Dynaamiset korrelaatiot kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden välillä

Tässä aluvuossa tarkastellaan XRP:n, bitcoinin ja S&P 500 -indeksin välisten korrelaatioiden ajallista dynamiikkaa DCC-GARCH-mallin avulla. Analyysin tavoitteena on arvioida, miten omaisuusluokkien väliset riippuvuudet muuttuvat ajan myötä ja millaisia implikaatioita näillä muutoksilla on sijoitussalkun hajautushyötyjen kannalta. Staattiset korrelaatiomittarit antavat vain rajallisen kuvan kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden välisistä yhteyksistä, sillä ne olettavat riippuvuuksien pysyvän

vakiona koko tarkastelujakson ajan. DCC-GARCH-malli mahdollistaa tämän oletuksen purkamisen ja tarjoaa ajassa vaihtelevan näkymän korrelaatioihin, mikä on erityisen tärkeää kryptovaluuttamarkkinoilla, joille on ominaista äkilliset rakennemuutokset ja markkinashokit. Stressipäivät operationalisoitiin päiviksi, jolloin S&P 500 -indeksin GARCH-mallista estimoitu ehdollinen volatilitteetti σ_t kuului otoksen ylimpään 10 prosenttiin. Tällaisia havaintoja oli 206 kappaletta ja normaaleita 1854.

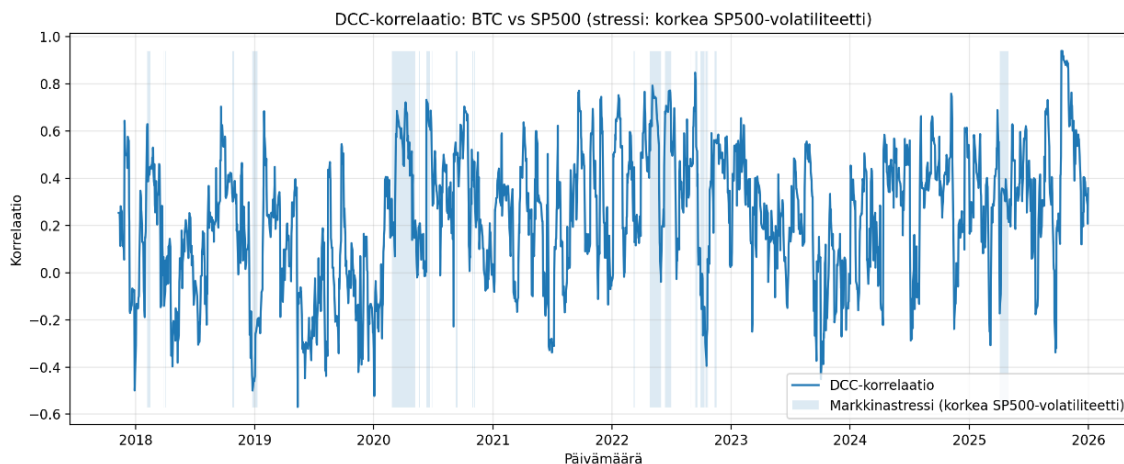
Kuvio 4 havainnollista, että XRP:n ja S&P 500 -indeksin välinen korrelaatio ei ole vakio, vaan vaihtelee merkittävästi tarkastelujaksolla. Pitkien rauhallisten markkinajaksojenkin aikana korrelaatio pysyy suhteellisen rauhattomana ja kuviota on hankala tulkita sen vuoksi.

Kuvio 4. Dynaaminen korrelaatio XRP:n ja S&P 500 -indeksin välillä (DCC-GARCH).



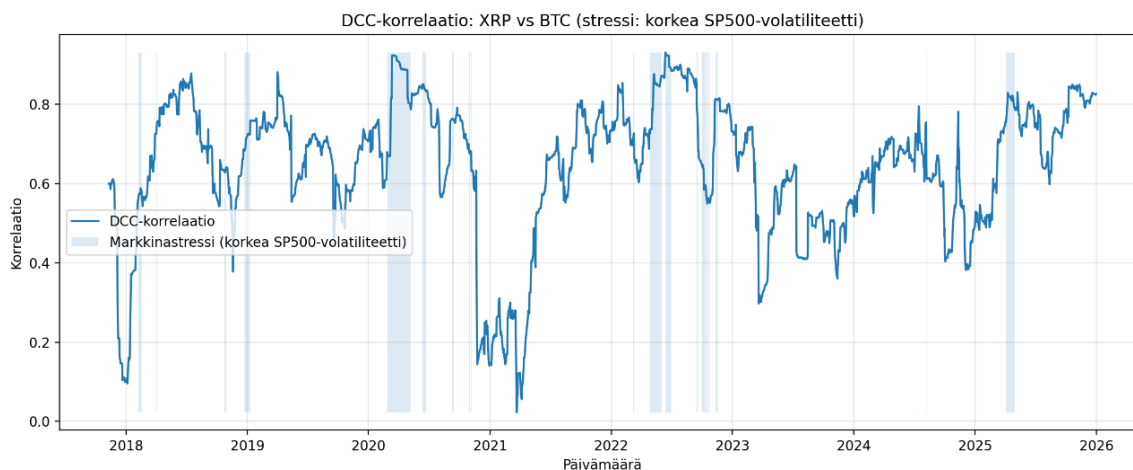
XRP:n korrelaatiot näyttävät korkeampina ja epävakaampina mutta erot ovat pieniä, mikä viittaa siihen, että XRP:n markkinadynamiikka eroaa Bitcoinin vastaavasta hyvin vähän. Tämä havainto ei tue käsitystä XRP:n osittain eriytyneestä roolista kryptomarkkinoiden sisällä. Vertailtaessa graafisesti Bitcoin-S&P 500 paria (kuvio 5) huomataan että silmävaraisesti se on hyvin lähellä XRP-S&P 500 paria (kuvio 4). Maksimi- ja minimikorrelaatioiden suuri vaihteluväli aiheuttaa, että kuviota on vaikea tulkita silmämääräisesti.

Kuvio 5. Dynaaminen korrelaatio Bitcoinin ja S&P 500 -indeksin välillä (DCC-GARCH).



Kryptovaluuttojen keskinäisiä korrelaatioita tarkasteltaessa vielä silmämääräisesti (kuvio 6) havaitaan, että XRP:n ja bitcoinin välinen riippuvuus kasvaa erityisesti korkean volatiliteetin jaksoilla. Tämä viittaa kryptomarkkinoiden sisäiseen synkronoitumiseen markkinastressin aikana, jolloin yksittäisten kryptovaluuttojen väliset erot pienenevät. Tällaisissa tilanteissa kryptovaluuttojen tarjoamat hajautushyödyt heikkenevät merkittävästi. Myös silmämääräisesti kuvio käyttäytyy paljon rauhallisemmin, kun aikaisemmissa vertailuissa näimme ja markkinastressin aikana kuvioista alkaa huomata selvästi, että korrelaatio kasvaa.

Kuvio 6. Dynaaminen korrelaatio XRP:n ja Bitcoinin välillä (DCC-GARCH).



Taulukossa 4 DCC-GARCH-mallilla estimoitujen dynaamisten korrelaatioiden tunnusluvut osoittavat, että sekä XRP:n että bitcoinin yhteys S&P 500 -indeksiin on keskimäärin melko matala tavanomaisissa markkinaolosuhteissa (XRP–S&P 500 \approx 0,226; BTC–S&P 500 \approx 0,220), mikä viittaa mahdollisiin hajautushyötyihin normaaleina jaksoina. Samalla korrelaatioiden vaihteluväli on erittäin laaja: XRP–S&P 500 -korrelaatio vaihtelee noin –0,841:stä noin 0,904:ään ja BTC–S&P 500 vastaavasti noin –0,569:stä noin 0,940:ään. Tämä kertoo, että omaisuusluokkien välinen yhteisliike voi ajoittain voimistua merkittävästi, mikä on johdonmukaista sen kanssa, että riippuvuusrakenteet eivät ole vakioita ajassa.

Taulukko 4. DCC-GARCH-mallilla estimoitujen dynaamisten korrelaatioiden tunnusluvut.

Pari	Minimi-korrelaatio	Maksimi-korrelaatio	Keskiarvo-korrelaatio	Keskiarvokorrelaatio markkinastressissä (10% volatilitteetti)
XRP – BTC	0,023	0,931	0,628	0,778
XRP – S&P 500	–0,841	0,904	0,226	0,439
BTC – S&P 500	–0,569	0,940	0,220	0,363

Taulukon 4 keskiarvokorrelaatiot ovat lähes samansuuruiset (XRP–S&P 500 \approx 0,226; BTC–S&P 500 \approx 0,220). Ero on niin pieni, ettei sitä ole perusteltua tulkita käytännössä merkityksellisenä, eikä keskiarvojen perusteella voida tehdä vahvaa johtopäätöstä siitä, että XRP olisi systemaattisesti irrallisempi osakemarkkinoista kuin Bitcoin. Samalla tulokset korostavat, että riippuvuudet ovat ajassa vaihtelevia: hajautushyöty voi olla olemassa tavanomaisissa oloissa, mutta H2:n (XRP:n korrelaatio osakemarkkinoihin on

keskimäärin matalampi kuin bitcoinin, mikä mahdollistaa hajautushyötyjä sijoitussalkussa.) kannalta keskeinen kysymys on, erkaantuuko XRP osakemarkkinoista erityisesti stressijaksoissa vai voimistuvatko yhteydet myös silloin. **H2 hylätään** tämän evidenssin osalta.

Taulukon 4 perusteella DCC-korrelaatioiden keskiarvot olivat stressijaksoissa selvästi korkeampia kuin normaalijaksoissa: XRP–S&P 500 -keskiarvokorrelaatio oli normaalijaksoissa 0,226 ja stressijaksoissa 0,439 (ero +0,213), BTC–S&P 500 vastaavasti 0,220 ja 0,363 (ero +0,144) sekä XRP–BTC 0,628 ja 0,778 (ero +0,150). Näin ollen tulokset osoittavat, että riippuvuudet voimistuvat markkinastressin aikana, mikä kaventaa hajautushyötyjä ja heikentää kryptovaluuttojen hajautusominaisuuksia erityisesti korkean osakemarkkinavolatiliteetin jaksoissa. Yhteenvetona analyysi tukee hypoteesia H3 eli *omaisuusluokkien väliset korrelaatiot kasvavat markkinastressin aikana, mikä heikentää kryptovaluuttojen tarjoamia hajautushyötyjä*. **H3 hyväksytään**.

5.4 Portfolion optimointi ja hajautushyödyt

Tässä alaluvussa arvioidaan XRP:n vaikutusta sijoitussalkun riskin ja tuoton suhteeseen portfolion optimoinnin avulla. Tarkastelussa muodostetaan kaksi keskeistä salkkua: minimivarianssisalkku (minimiriski) ja Sharpen suhteen maksimoiva salkku, molemmat long-only-rajoitteella.

Optimointitulokset (taulukko 5) osoittavat ensinnäkin, että minimiriskisalkku allokoituu käytännössä kokonaan osakeindeksiin: S&P 500:n paino on 99,92 %, bitcoinin 0,076 % ja XRP:n 0 %. Tällöin salkun keskimääräinen päivätuotto on 0,048 %, päivittäinen volatiliteetti 1,23 % ja Sharpen suhde 0,039. Tämä kertoo suoraan, että XRP ei mahdu riskin minimointiin perustuvaan optimiin tarkasteluaineistossa, koska sen lisääminen ei paranna riskin ja tuoton suhdetta suhteessa vaihtoehtoiseen allokaatioon.

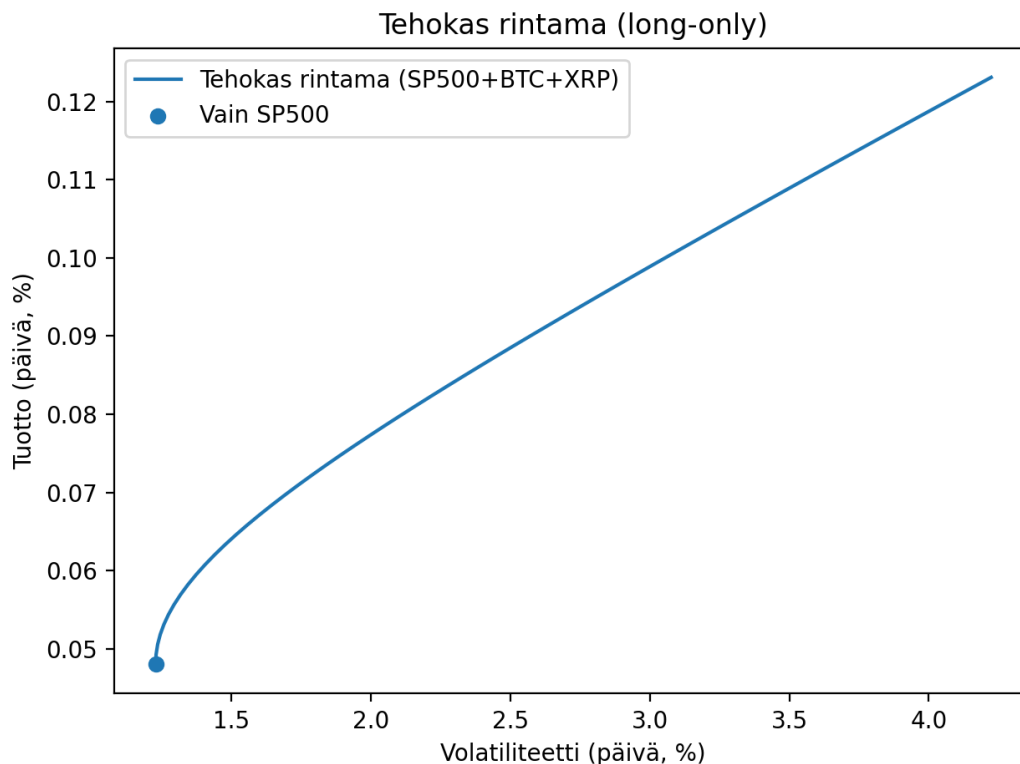
Taulukko 5. Portfolion optimoinnin tuloksena saadut optimaaliset salkkupainot.

Salkku	SP500 (%)	BTC (%)	XRP (%)	Tuotto (päivä, %)	Volatiliteetti (päivä, %)	Sharpe
Minimiriski (long-only)	99,92	0,076	0	0,048	1,23	0,039
Maks. Sharpe (long-only)	85,47	14,53	0	0,059	1,36	0,043

Sama havainto toistuu riskikorjatun tuoton maksimoinnissa. Maksimi-Sharpe-salkussa osakeindeksin paino laskee 85,47 %:iin, bitcoinin paino nousee 14,53 %:iin, mutta XRP:n paino pysyy edelleen 0 %:ssa. Tämän salkun päivätuotto on 0,059 %, volatiliteetti 1,36 % ja Sharpen suhde 0,043 (taulukko 5). Toisin sanoen riskikorjatun tuoton nousu suhteessa minimiriskisalkkuun 0,039:stä 0,043:een syntyy nimenomaan bitcoin-allokaatiosta, ei XRP:stä, koska optimointi jättää XRP:n pois myös silloin, kun tavoitteena on maksimoida tuotto–riski-suhde.

Kuvio 7 tukee samaa tulkintaa havainnollistamalla, että bitcoinin sisällyttäminen siirtää tehokasta rintamaa vain rajallisesti; tulokset ovat siten yhdenmukaisia taulukon 5 kanssa: XRP ei muodostu tehokaiden salkkujen osaksi tässä optimointiasetelmassa.

Kuvio 7. Tehokas rintama.



Hypoteesin H4 eli ”XRP:n sisällyttäminen sijoitussalkkuun parantaa salkun riskin ja tuoton suhdetta vain maltillisilla painotuksilla” arviointi. Taulukon 5 perusteella XRP:n optimaaliset painot ovat molemmissa keskeisissä optimointikriteereissä 0 % (minimiriski ja maks. Sharpe). Tämä tukee H4:n ydintulkintaa: XRP ei paranna salkun riskin ja tuoton suhdetta ”automaattisesti”, vaan sen mahdollinen hyöty on korkeintaan ehdollinen ja painotuksesta riippuva. Tässä aineistossa ja käytetyllä optimointikehikolla XRP:n korkea volatiliteetti heikentää riskikorjattua tuottoa niin, että optimointi syrjäyttää sen kokonaan. Näin ollen H4 ei voitaisi tämän optimointituloksen valossa hyväksyä siinä merkityksessä, että XRP:n rooli sijoitussalkussa ei näyttäydä vakaana, riskikorjattua tuottoa parantavana peruselementtinä, vaan korkeintaan rajoitteiden ja sijoittajan painopreferenssien kautta mahdollisena lisäkomponenttina.

Koska puhdas riskiminimointi ei välttämättä kuvaa realistisia sijoitusstrategioita, analyysiä täydennetään tarkastelemalla salkkuja, joissa kryptovaluutoille asetetaan

vähimmäispainoja H4:n arvioimiseksi. Näiden rajoitteiden avulla voidaan arvioida, miten XRP:n sisällyttäminen salkkuun vaikuttaa riskin ja tuoton väliseen suhteeseen tilanteissa, joissa sijoittaja on valmis hyväksymään korkeamman riskin mahdollisten tuottojen saavuttamiseksi.

5.5 Kiinteäpainoisten ja kryptovaluuttapainotteisten salkkujen vertailu

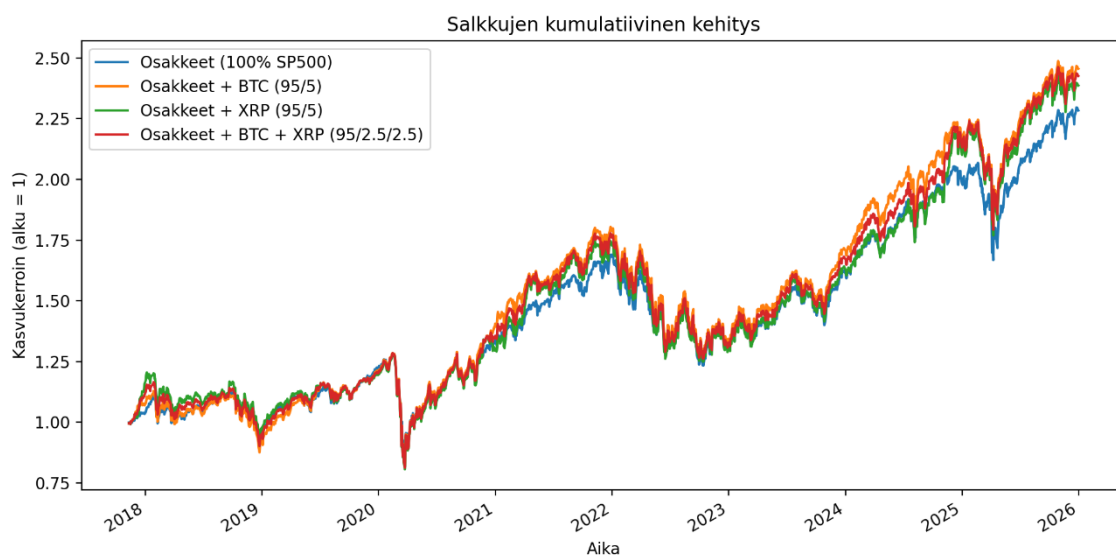
Kiinteäpainoisissa salkuissa kryptovaluutoille, kuten XRP:lle ja bitcoinille, asetetaan ennalta määrätty paino, joka pysyy vakiona koko tarkastelujakson ajan. Tällainen lähestymistapa vastaa realistista sijoituskäyttäytymistä, jossa sijoittaja allokoi osan varoistaan korkeamman riskin omaisuusluokkiin ilman jatkuvaa uudelleenoptimointia. Näille menetelmillä voidaan paremmin vasta hypoteesiin 4 eli *"XRP:n sisällyttäminen sijoitussalkkuun parantaa salkun riskin ja tuoton suhdetta vain maltillisilla painotuksilla"*.

Tulokset (taulukko 6) osoittavat, että kiinteillä tavoitepainoilla kryptovaluuttojen lisääminen osakesalkkuun kasvattaa keskimääräistä tuottoa vain hieman. Bitcoinin 5 % -paino parantaa tuotto–riski-suhdetta (Sharpe 0,0416) lähes muuttamatta salkun volatiliteettia (1,244 %), kun taas XRP:n 5 % -paino nostaa volatiliteettia selvästi (1,285) ja Sharpen parannus jää vähäiseksi (0,0396 %) verrattuna puhtaaseen osakesalkkuun (0,0391). Kun bitcoin ja XRP jaetaan 2,5/2,5 % -painoihin, volatiliteetti asettuu väliin (1,257 %) ja Sharpe paranee verrattuna puhtaaseen osakesalkkuun (0,0408 vs. 0,0391), mutta jää 95/5 BTC -ratkaisusta. Tämä tukee tulkintaa, että kryptojen hyöty salkussa on ensisijaisesti ehdollista ja näkyy käytännössä vain pienillä painotuksilla, joissa kokonaisriski pysyy hallittuna.

Taulukko 6. Kiinteäpainoisten salkkujen tuotto-, riski- ja Sharpe-mittarit.

Salkku	S&P 500 (%)	BTC (%)	XRP (%)	Tuotto (päivä, %)	Volatiliteetti (päivä, %)	Sharpen suhde
1	100	0	0	0,048	1,229	0,0391
2	95	5	0	0,052	1,244	0,0416
3	95	0	5	0,051	1,285	0,0396
4	95	2,5	2,5	0,051	1,257	0,0408

Kuvio 8 täydentää taulukon 6 tuloksia osoittamalla, että kryptovaluuttoja sisältävien salkkujen tuottokehitys on epävakaampaa, vaikka pitkän aikavälin tuottotaso voi ajoittain ylittää puhtaan osakesalkun.

Kuvio 8. Salkkujen kumulatiivinen kehitys tarkastelujaksolla.

XRP:n ja bitcoinin vertailussa olennaista on, että kryptojen vaikutus salkun riskiprofiiliin määräytyy sekä niiden volatiliteetin että keskinäisten korrelaatioiden kautta. Tässä aineistossa kryptovaluuttojen ja osakemarkkinoiden väliset keskimääräiset korrelaatiot ovat melko matalia mutta vaihtelevia, mikä voi tuottaa hajautushyötyjä joissakin jaksoissa, mutta ei takaa niitä kaikissa markkinatilanteissa. Tämä näkyy myös riskikorjatussa tuotossa: 100 % S&P 500 -salkun Sharpen suhde on 0,0391, kun 5 % XRP-painolla Sharpen suhde nousee 0,0396:een eli vain hyvin minimaalisesti. Tämän perusteella XRP voi täydentää salkkua pienemmillä painotuksilla tietyllä aikavälillä, kun taas suurilla kryptopainoilla salkun kokonaisriski kasvaa nopeasti Koska kuitenkin XRP:n 5% lisäys salkkuun parantaa Sharpen suhdetta puhtaaseen osakesalkkuun verrattuna joudutaan **H4 hyväksymään**.

Kokonaisuutena kiinteäpainoisten ja kryptovaluuttapainotteisten salkkujen vertailu osoittaa, että XRP:n hyödyllisyys sijoitussalkussa riippuu ratkaisevasti allokaatiotasosta. Maltilliset painot tukevat hajautusta, mutta suuret kryptopainot altistavat salkun merkittäväälle kokonaisriskille. Näin ollen XRP:n rooli sijoitussalkussa on luonteeltaan korkeintaan täydentävä eikä keskeinen.

5.6 Tulosten yhteenveto

Tässä luvussa esitetyt empiiriset tulokset tarjoavat kokonaisvaltaisen kuvan XRP:n sijoitusominaisuuksista suhteessa osakemarkkinoihin ja bitcoiniin. Kuvaileva analyysi osoitti kryptovaluuttojen poikkeavan merkittävästi perinteisistä omaisuusluokista korkean volatiliteetin ja ei-normaalien tuottojakaumien vuoksi. Volatiliteettimallinnus vahvisti XRP:n riskiprofiilin olevan epävakaata mutta systemaattisesti mallinnettavissa.

Dynaamisten korrelaatioiden analyysi osoitti, että XRP:n ja osakemarkkinoiden väliset riippuvuudet ovat ajassa vaihtelevia. Hajautushyödyt ovat mahdollisia rauhallisissa markkinaolosuhteissa, mutta markkinastressin aikana korrelaatioiden kasvu heikentää kryptovaluuttojen suojaavaa roolia. Portfolion optimointi ja salkkuvertailut täydensivät

tätä kuvaa osoittamalla, että XRP:n positiivinen vaikutus salkun riskin ja tuoton suhteeseen rajoittuu pieniin painotuksiin. Yhteenvetona voidaan todeta, että XRP ei toimi universaalina hajauttajana sijoitussalkussa, vaan sen hyödyllisyys on ehdollista markkinatilanteelle ja sijoittajan riskinsietokyvylle.

6 Johtopäätökset

Tässä luvussa esitetään tutkielman keskeiset johtopäätökset XRP:n sijoitusominaisuuksista suhteessa osakemarkkinoihin ja muihin kryptovaluuttoihin. Luku kokoaa yhteen empiiristen tulosten keskeiset havainnot, arvioi tutkimuksen kontribuutiota olemassa olevaan kirjallisuuteen sekä tarkastelee tutkimuksen rajoitteita ja jatkotutkimusmahdollisuuksia. Tutkimuksen tavoitteena oli selvittää, tarjoaako XRP hajautushyötyjä sijoitussalkussa ja millä ehdoilla nämä hyödyt voivat realisoitua. Tarkastelu perustui volatiliteettimallinnukseen, dynaamisten korrelaatioiden analyysiin sekä portfoliotarkasteluihin.

6.1 Keskeiset tutkimustulokset

Tämän tutkielman tavoitteena oli arvioida XRP:n sijoitusominaisuuksia suhteessa osakemarkkinoihin (S&P 500) ja bitcoiniin tarkastelemalla riskitasoa (volatiliteetti ja systemaattinen riski) sekä ajassa vaihtelevia riippuvuuksia ja niiden merkitystä hajautushyötyjen kannalta. Seuraavassa vastataan luvussa 1.3 asetettuihin tutkimuskysymyksiin ja kytketään tulokset eksplisiittisesti aiempaan kirjallisuuteen.

Tutkimuskysymys 1: Kuinka suuri volatiliteetti ja systemaattinen riski (beta) on XRP:llä verrattuna osakeindeksiin?

Empiiriset tulokset osoittavat, että XRP on selvästi osakeindeksiä riskisempi: päivätuottojen volatiliteetti on moninkertainen S&P 500:aan nähden ja tuottojakaumassa korostuvat suuret ääriarvot. CAPM-kehikossa XRP:n beta on > 1 , mutta selitysaste jää matalaksi, mikä viittaa siihen, että osakemarkkinatarkittaja selittää vain rajallisesti XRP:n päivittäistä vaihtelua ja että tuottoja ohjaavat myös kryptomarkkinan sisäiset sekä omaisuuskohtaiset shokit. Tulkinta on linjassa aiemman salkkukirjallisuuden kanssa: Brière ja muut (2015) raportoivat, että kryptokomponentti voi parantaa salkun ominaisuuksia tyyppillisesti vain maltillisilla painoilla. Corbet ja muut

(2018) puolestaan tuovat esiin kryptovaluuttojen korkean ja ajassa vaihtelevan volatiliteetin sekä niiden riippuvuusrakenteiden epävakauden, mikä voi heikentää hajautushyötyjä ja kasvattaa salkun kokonaisriskiä erityisesti poikkeusjaksoissa.

Tutkimuskysymys 2: Miten XRP:n korrelaatio osakemarkkinoihin ja bitcoiniin käyttäytyy eri markkinatilanteissa, ja voiko XRP tarjota hajautushyötyjä erityisesti kriisiaikoina?

DCC-GARCH-tulokset osoittavat, että XRP:n riippuvuudet ovat ajassa vaihtelevia: korrelaatio S&P 500:aan vaihtelee laajasti ja voimistuu markkinastressiä, eikä yhteisliike ole stabiili ominaisuus. Tämä tukee Corbetin ja muiden (2020) johtopäätöksiä siitä, että kryptojen ja perinteisten rahoitusomaisuuserien suhteet ovat dynaamisia ja voivat voimistua poikkeusoloissa. Kriisiajan suojaavuuden osalta tulokset asettuvat samaan tulkintakehykseen COVID-19-kirjallisuuden kanssa: Conlon ja McGee (2020) osoittivat, ettei bitcoin toiminut pandemian alkuvaiheessa turvasatamana, ja vastaavasti tässä analyysissä hajautushyöty heikkenee silloin, kun riippuvuudet voimistuvat stressijaksoissa.

Lisäksi XRP:n ja bitcoinin keskimäärin selvästi vahvempi yhteys viittaa kryptomarkkinan sisäiseen yhteisliikkeeseen ja rajaa kryptovaluuttojen keskinäistä hajautuspotentiaalia; tämä on yhdenmukaista Mensin ja muiden (2020) tulosten kanssa, joissa kryptovaluuttojen välisten kytkentöjen ja volatiliteetin siirtymien raportoidaan voimistuvan erityisesti markkinahäiriöiden yhteydessä. Turvasatama–hajautuserottelun näkökulmasta tulokset ovat linjassa sen kanssa, että kryptovaluutat näyttävät useammin hajauttajina kuin turvasatamina. Bouri ja muut (2017) havaitsevat turvasatamaominaisuuden olevan korkeintaan tapauskohtainen, ja Klein ja muut (2018) osoittavat, ettei Bitcoin käyttäydy “uutena kultana” markkinastressissä.

Tulosten tulkintaa voidaan lisäksi perustella kytkeytyneisyyttä ja leviämisiä korostavalla tutkimuslinjalla: Kumar ja muut (2023) osoittavat, että digitaalisten omaisuuserien välinen kytkeytyvyys ja shokkien siirtymät voimistuvat geopoliittisen

kriisin yhteydessä, ja heidän aineistossaan XRP näyttäytyy usein nettovastaanottajana. Tämä mekanismi tarjoaa yhden uskottavan selityksen sille, miksi hajautushyöty voi heikentyä stressissä: riippuvuudet eivät ainoastaan korreloi enemmän, vaan riskinsiirtymät ja yhteiset shokkanavat vahvistuvat.

Tiivistäen tulokset viittaavat siihen, että XRP:lle on ominaista korkea kokonaisriskitaso ja CAPM-mallin heikko selitysvoima, mikä korostaa poikkeavien tekijöiden merkitystä tuottodynamiikassa. Toiseksi XRP:n riippuvuudet sekä osakemarkkinoihin että Bitcoiniiin ovat ajassa vaihtelevia ja markkinatilasta riippuvia ja vahvistuvia. Kolmanneksi XRP:n salkkurooli näyttäytyy ensisijaisesti ehdollisena hajauttajana, jonka mahdolliset hyödyt realisoituvat lähinnä pienillä allokaatioilla, kun taas systemaattista turvasatamaominaisuutta ei havaita. Tämä johtopäätöskokonaisuus on linjassa aiemman esitellyn empiirisen tutkimuksien kanssa.

6.2 Tutkimuksen kontribuutio

Tutkimus täydentää kryptovaluuttoja koskevaa rahoituskirjallisuutta tarjoamalla analyysin XRP:n volatilitetistä, dynaamisista korrelaatioista ja hajautushyödyistä osana sijoitussalkkua. Aiempi tutkimus on keskittynyt pääosin bitcoiniiin, kun taas XRP on jäänyt vähäisemmälle huomiolle erityisesti osakemarkkinoiden rinnalla tarkasteltuna.

Tämän tutkielman kontribuutio on erityisesti siinä, että XRP:tä tarkastellaan samanaikaisesti riippuvuusrakenteiden ja portfoliokäyttäytymisen näkökulmista. Tulokset osoittavat, että XRP:n sijoitusominaisuudet eivät merkittävästi poikkea muista suurista kryptovaluutoista, mutta eivät kumoakaan yleistä havaintoa kryptomarkkinoiden epävakaudesta ja markkinashokeille altistumisesta.

Tutkimuksen tuloksilla on merkitystä sijoittajille, jotka harkitsevat kryptovaluuttojen sisällyttämistä osaksi hajautettua sijoitussalkkua. Tulokset viittaavat siihen, että XRP:tä voidaan käyttää salkussa täydentävänä komponenttina, mutta vain rajatuilla

painotuksilla ja selkeään riskinhallinnan puitteissa. Sijoittajien on syytä huomioida, että XRP:n tarjoamat hajautushyödyt eivät ole pysyviä. Markkinastressin aikana korrelaatioiden kasvu ja volatiliteetin voimistuminen voivat heikentää salkun suojaavia ominaisuuksia. Näin ollen XRP soveltuu paremmin sijoittajille, joilla on korkea riskinsietokyky ja jotka ymmärtävät kryptomarkkinoiden rakenteelliset riskit.

6.3 Tutkimuksen rajoitteet

Tutkimuksella on useita rajoitteita, jotka on syytä huomioida tuloksia tulkittaessa. Ensinnäkin analyysi perustuu historialliseen hintadataan ja päivätason havaintoihin. Tämän seurauksena lyhyen aikavälin markkinadynamiikka ja mikrostruktuuritekijät (kuten likviditeetin hetkellinen vaihtelu) jäävät tarkastelun ulkopuolelle, eikä asetelma mahdollista tulevien markkinaolosuhteiden tai rakenteellisten murrosten ennakoimista.

Toiseksi tulosten yleistettävyyttä rajoittaa tarkasteltavien omaisuuserien raja (XRP, Bitcoin ja S&P 500 -indeksi). Rajausta tukee tutkimuskysymysten fokusta ja analyysin hallittavuutta, mutta se tarkoittaa, ettei johtopäätöksiä tule suoraan yleistää laajempiin muihin kryptovaluuttoihin tai muihin perinteisiin omaisuusluokkiin kuten korkomarkkinoihin, hyödykkeisiin tai kiinteistöihin.

Kolmanneksi volatiliteetin ja riippuvuusrakenteiden mallinnus nojaa tiettyihin prosessi- ja jakaumaoletuksiin. Vaikka käytetyt mallit ovat vakiintuneita rahoitustieteessä, ne voivat olla puutteellisia erityisesti äärimmäisissä markkinatilanteissa, joissa kryptovaluuttamarkkinoille tyypilliset paksut hännät, epälineaarisuudet ja mahdolliset riippuvuusrakennevaihdokset korostuvat. Tällöin riskimittareiden ja riippuvuuksien estimaatteihin liittyvä malliriski kasvaa.

Neljänneksi sääntely-ympäristön muutokset voivat vaikuttaa tulosten ajalliseen pysyvyyteen. Esimerkiksi GENIUS Act (2025) selkeyttää Yhdysvalloissa maksustabiililukoiden sääntelyä, mikä voi muuttaa markkinoiden institutionaalista

osallistumista ja likviditeettiä (Federal Deposit Insurance Corporation, 2025). Tämänkaltaiset muutokset voivat heijastua myös XRP:n markkinareaktioihin epäsuorasti, minkä vuoksi jatkotutkimuksessa olisi perusteltua arvioida mahdollisia rakennemuutoksia ja ennen–jälkeen-vaikutuksia sääntelyn toimeenpanon edetessä.

Viidenneksi kryptomarkkinoille tyypillinen spekulatiivinen käyttäytyminen voi sekoittaa markkinastressin vaikutuksiin ja siten vaikuttaa riippuvuuksien tulkintaan. Tässä tutkimuksessa markkinastressi operationalisoitiin osakemarkkinoiden kohonneena riskitilana (S&P 500:n ehdollisen volatilitietin ylin 10 %), mikä on perusteltu tapa kuvata laajemman rahoitusmarkkinan riskiregiimejä. On kuitenkin mahdollista, että kryptovaluuttojen (XRP ja Bitcoin) volatilitietti- ja korrelaatiopiikit syntyvät ajoittain myös ensisijaisesti kryptovaluuttaspesifisistä spekulatiivisista sykleistä, kuten sijoittajasentimentin nopeista muutoksista, vipuvaikutuksen kasautumisesta johdannaismarkkinoilla tai uutis- ja “hype”-vetoisista hintaliikkeistä. Tällöin korrelaatioiden voimistuminen voi heijastaa tilapäistä riskinottohalukkuuden ja likviditeetin heilahtelua kryptovaluuttamarkkinassa, eikä välttämättä osakemarkkinastressin kautta tapahtuvaa tartuntaa. Tämä rajoite korostaa, että DCC-GARCH-mallin tuottamat dynaamiset korrelaatiot tulisi tulkita ehdollisina riippuvuuksina, jotka voivat muuttua sekä makrotason stressiregiimeissä että kryptomarkkinan omissa spekulatiivisissa alajaksossa.

Lisäksi portfolion optimointitulokset perustuvat keskiarvo–varianssi-kehikkoon ja historiallisiin estimaatteihin odotetusta tuotosta ja riskistä. Koska optimointitulokset ovat herkkiä estimaattivirheille erityisesti volatiilien omaisuuserien kohdalla, optimaalisia painoja ei tule tulkita sijoitussuosituksina, vaan analyttisinä esimerkkeinä XRP:n vaikutuksesta salkun riskin ja tuoton suhteeseen valituilla oletuksilla.

6.4 Jatkotutkimusmahdollisuudet

Tulevaa tutkimusta voidaan suunnata useille toisiaan täydentäville linjoille. Ensinnäkin analyysiä olisi perusteltua laajentaa korkeamman frekvenssin aineistoon (tuntikohtainen) mikä mahdollistaisi kryptovaluuttojen lyhyen aikavälin riskidynamiikan ja riippuvuusrakenteiden tarkemman tarkastelun. Toiseksi markkinasykliä (nousu-, lasku- ja sivuttaisvaiheiden) erillinen mallintaminen voisi syventää ymmärrystä hajautushyötyjen ajallisesta vaihtelusta, sillä tulokset ovat herkkiä valitulle tarkastelujaksolle. Lisäksi markkinastressin operointia voitaisiin tämentää tarkastelemalla stressiä vaihtoehtoisesti voimakkaiden negatiivisten tai positiivisten tuottojen eli häntätapahutumien kautta pelkän volatilitietin sijaan.

Jatkotutkimuksessa olisi myös perusteltua arvioida XRP:n roolia laajemmassa omaisuusluokkajoukossa, kuten suhteessa joukkolainoihin ja raaka-aineisiin, jotta sen mahdolliset hajautus- ja suojausominaisuudet voidaan asettaa kattavampaan vertailukehikkoon. Samalla sääntelyyn ja institutionaalisiin tekijöihin liittyvien muutosten vaikutuksia XRP:n sijoitusprofiiliin voitaisiin analysoida eksplisiittisemmin, esimerkiksi erottelemalla keskeisiin oikeus- ja sääntelytapahutumiin liittyvät alajaksoja. Näiden laajennusten avulla XRP:n asemaa sijoitussalkuissa olisi mahdollista arvioida systemaattisemmin ja yleistettävämmin.

Tärkeintä jatkotutkimuksessa olisi perusteltua erottaa osakemarkkinastressin jaksot kryptomarkkinan omista spekulatiivisista "hype"-jaksoista, koska kryptojen volatilitietti- ja korrelaatiopiikit voivat syntyä paitsi makrotason riskin lisääntymisestä myös kryptovaluuttaspesifisestä riskinottohalukkuudesta, vivutuksen kasautumisesta ja uutisvetoisesta sentimentistä. Lisäksi ulkoista sijoittajahuomiota voidaan mitata esimerkiksi hakuintensiteetillä tai sosiaalisen median aktiivisuudella, jolloin voidaan arvioida, liittyvätkö XRP:n tuotto- ja volatilitietishokit ensisijaisesti "huomio- tai laumakäyttäytymisjaksoihin" vai laajempiin riskiregiimeihin.

Lähdeluettelo

- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Labys, P. (2003). Modeling and Forecasting Realized Volatility. *Econometrica*, 71(2), 579–625. <https://doi.org/10.1111/1468-0262.00418>
- Almeida, J., & Gonçalves, T. C. (2023). A systematic literature review of investor behavior in the cryptocurrency markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 37, 100785. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2022.100785>
- Aslanidis, N., Bariviera, A. F., & Martínez-Ibañez, O. (2019). An analysis of cryptocurrencies conditional cross correlations. *Finance Research Letters*, 31, 130–137. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.04.019>
- Baillie, R. T., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 74(1), 3–30. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(95\)01749-6](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(95)01749-6)
- Baur, D. G., & Hoang, L. T. (2021). A crypto safe haven against Bitcoin. *Finance Research Letters*, 38, 101431. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101431>
- Baur, D.G., Hong, K., & Lee, A.D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177–189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>
- Baur, D. G. & Lucey, B. M. (2010). Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold. *The Financial Review*, 45(2), 217–229. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2010.00244.x>
- Baur, D. G. & McDermott, T. K. (2010). Is gold a safe haven? International evidence. *Journal of Banking & Finance*, 34(8), 1886–1898. <https://doi.org/10.1016/j.ibankfin.2009.12.008>
- Bianchi, D., Babiak, M., & Dickerson, A. (2022). Trading volume and liquidity provision in cryptocurrency markets. *Journal of Banking & Finance*, 142, 106547. <https://doi.org/10.1016/j.ibankfin.2022.106547>
- Black, F. & Litterman, R. (1992). Global Portfolio Optimization. *Financial Analysts Journal*, 48(5), 28–43. <https://doi.org/10.2469/faj.v48.n5.28>

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bouri, E., Shahzad, S. J. H., & Roubaud, D. (2019a). Co-explosivity in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 29, 178–183. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.005>
- Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019b). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216–221. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.008>
- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D. & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? *Finance Research Letters*, 20, 192–198. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>
- Brière, M., Oosterlinck, K., & Szafarz, A. (2015). Virtual Currency, Tangible Return: Portfolio Diversification with Bitcoin. *Journal of Asset Management*, 16(6), 365–373. <https://doi.org/10.1057/jam.2015.5>
- Bui, H. Q., Schinckus, C. & Al-Jaifi, H. (2025). Long-range correlations in cryptocurrency markets: A multi-scale DFA approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 661, 130417. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2025.130417>
- Böhme, R., Christin, N., Edelman, B. & Moore, T. (2015). Bitcoin: Economics, technology, and governance. *Journal of Economic Perspectives*, 29(2), 213–238. <https://doi.org/10.1257/jep.29.2.213>
- Chang, L. & Shi, Y. (2020). Does Bitcoin dominate the price discovery of the cryptocurrencies market? A time-varying information share analysis. *Operations Research Letters*, 48, 641–645. <https://doi.org/10.1016/j.orl.2020.08.005>
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S., & Osterrieder, J. (2017). GARCH modelling of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 10(4), 1–15. <https://doi.org/10.3390/jrfm10040017>
- Comte, F., & Renault, E. (1998). Long memory in continuous-time stochastic volatility models. *Mathematical Finance*, 8(4), 291–323. <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00057>

- Conlon, T., & McGee, R. (2020). Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the COVID-19 bear market. *Finance Research Letters*, 35, 101607. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101607>
- Corbet, S., Larkin, C., Lucey, B., Meegan, A. & Yarovaya, L. (2020). The contagion effects of the COVID-19 pandemic: Evidence from gold and cryptocurrencies. *Finance Research Letters* 35, 101554. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101554>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>
- Ding, Z., Granger, C. W. J., & Engle, R. F. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1(1), 83–106. [https://doi.org/10.1016/0927-5398\(93\)90006-D](https://doi.org/10.1016/0927-5398(93)90006-D)
- Dong, B., Jiang, L., Liu, J., & Zhu, Y. (2022). Liquidity in the cryptocurrency market and commonalities across anomalies. *International Review of Financial Analysis*, 81, 102097. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102097>
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. F. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate GARCH models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339–350. <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>
- European Systemic Risk Board (2025). *Crypto-assets and decentralised finance (Report, 10.10.2025)*. Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: https://www.esrb.europa.eu/pub/pdf/reports/esrb.report202510_cryptoassets.en.pdf
- Federal Deposit Insurance Corporation (2025). *FDIC approves proposal to establish GENIUS Act application procedures for FDIC-supervised institutions seeking to issue payment stablecoins*. Noudettu 13.01.2026 osoitteesta:

<https://www.fdic.gov/news/press-releases/2025/fdic-approves-proposal-establish-genius-act-application-procedures-fdic>

Financial Stability Board (2022). *Ripple*. Noudettu 24.1.2026 osoitteesta <https://www.fsb.org/uploads/Ripple.pdf>

Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>

Goodell, J. W., & Goutte, S. (2020). Co-movement of COVID-19 and Bitcoin: Evidence from wavelet coherence analysis. *Finance Research Letters*, 38, 101625. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101625>

Ha, L. T. (2025). From wars to dynamic waves: Scrutinizing connectedness between geopolitical risk index, green and non-green crypto volatility by quantile spillovers. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 679, 131001. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2025.131001>

Haq, I. U., Naeem, M. A., Huo, C. & Bakry, W. (2025). Unveiling time-frequency linkages among diverse cryptocurrency classes and climate change concerns. *International Review of Economics and Finance*, 99, 104064. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104064>

Haykir, Ö., & Yağlı, İ. (2022). Speculative bubbles and herding in cryptocurrencies. *Financial Innovation*, 8, 78. <https://doi.org/10.1186/s40854-022-00383-0>

International Monetary Fund (2023). Elements of Effective Policies for Crypto Assets. *IMF Policy Paper No. 2023/004*. DOI: <https://doi.org/10.5089/9798400234392.007>

Investopedia (2020a). *Coinbase to suspend XRP trading*. Noudettu 24.1.2026 osoitteesta <https://www.investopedia.com/coinbase-to-suspend-xrp-trading-5093844>

Investopedia (2020b) *XRP loses support as SEC files case against Ripple*. Noudettu 24.1.2026 osoitteesta <https://www.investopedia.com/xrp-loses-support-as-sec-files-case-against-ripple-5093766>

- Just, M. & Echaust, K. (2024). Cryptocurrencies against stock market risk: New insights into hedging effectiveness. *Research in International Business and Finance*, 67, 102134. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.102134>
- Kakinaka, S. & Umeno, K. (2021). Exploring asymmetric multifractal cross-correlations of price–volatility and asymmetric volatility dynamics in cryptocurrency markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications Volume 581*, 126237. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2021.126237>
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3–6. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>
- Kaya Soylu, P., Okur, M., Çatıkkaş, Ö., & Altıntig, Z. A. (2020). Long memory in the volatility of selected cryptocurrencies: Bitcoin, Ethereum and Ripple. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(6), 107. <https://doi.org/10.3390/jrfm13060107>
- Klein, T., Pham Thu, H., & Walther, T. (2018). Bitcoin is not the New Gold – A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*, 59, 105–116. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.07.010>
- Kołodziejczyk, H. (2023). Stablecoins as diversifiers, hedges and safe havens: A quantile coherency approach. *North American Journal of Economics and Finance*, 66, 101912. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2023.101912>
- Kristjanpoller, W., & Tabak, B. M. (2025). Multifractal Cross-Correlations of Dirty and Clean Cryptocurrencies with main financial indices. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 668, 130541. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2025.130541>
- Kumar, S., Patel, R., Iqbal, N., & Gubareva, M. (2023). Interconnectivity among cryptocurrencies, NFTs, and DeFi: Evidence from the Russia–Ukraine conflict. *The North American Journal of Economics and Finance*, 68, 101983. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2023.101983>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101254>

- Makarov, I., & Schoar, A. (2020). Trading and arbitrage in cryptocurrency markets. *Journal of Financial Economics*, 135(2), 293–319. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.07.001>
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio selection: Efficient diversification of investments* (Cowles Foundation Monograph No. 16). John Wiley & Sons.
- Mehdian, S., Gherghina, Ş. C. & Stoica, O. (2025). The reaction of cryptocurrencies to the approval of spot Bitcoin and Ethereum ETFs: An intraday event study. *Borsa Istanbul Review*, 25, 1507–1517. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2025.10.002>
- Mensi, W., Al-Yahyaee, K. H., Al-Jarrah, I. M. W., Vo, X. V., & Kang, S. H. (2020). Dynamic volatility transmission and portfolio management across major cryptocurrencies: Evidence from hourly data. *The North American Journal of Economics and Finance*, 54, 101285. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2020.101285>
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*. Noudettu 10.12.2025 osoitteesta <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Narayanan, A., Bonneau, J., Felten, E., Miller, A. & Goldfeder, S. (2016). *Bitcoin and Cryptocurrency Technologies*. Princeton University Press. Noudettu 01.01.2026 osoitteesta: https://www.lopp.net/pdf/princeton_bitcoin_book.pdf
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347–370. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Oldani, C., Bruno, G. S. F. & Signorelli, M. (2025). Collapsing bubbles in the prices of cryptocurrencies. *The Journal of Economic Asymmetries*, 31, <https://doi.org/10.1016/j.jeca.2025.e00420>
- Post, T. & Kopa, M. (2017). Portfolio Choice Based on Third-Degree Stochastic Dominance. *Management Science*, 63(10), 3381–3392. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2506>
- XRP Ledger (2025a). *XRP Overview*. Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: <https://xrpl.org/about/xrp>

- XRP Ledger (2025b). *Transaction Cost*. Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: <https://xrpl.org/docs/concepts/transactions/transaction-cost>
- XRP Ledger (2025c). *History*. Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: <https://xrpl.org/about/history>
- XRP Ledger (2025d). *How the XRP Ledger works (XRPL Learning Portal)*. Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: <https://learn.xrpl.org/course/intro-to-the-xrpl/lesson/how-the-xrp-ledger-works/>
- Saggu, A., Ante, L. & Kopiec, K. (2025). Uncertain regulations, definite impacts: The impact of the U.S. Securities and Exchange Commission's regulatory interventions on crypto assets. *Finance Research Letters*, 72, 106413. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.106413>
- Schwartz, D., Youngs, N., & Britto, A. (2014). *The Ripple protocol consensus algorithm*. *Ripple Labs*. Noudettu 13.12.2025 osoitteesta: https://ripple.com/files/ripple_consensus_whitepaper.pdf
- Securities and Exchange Commission. (2020a). *Complaint: Securities and Exchange Commission v. Ripple Labs, Inc., Bradley Garlinghouse, and Christian A. Larsen* (Case No. 1:20-cv-10832, S.D.N.Y.). Noudettu 18.01.2026 osoitteesta: <https://www.sec.gov/files/litigation/complaints/2020/comp-pr2020-338.pdf>
- Securities and Exchange Commission. (2020b). *SEC charges Ripple and two executives with conducting \$1.3 billion unregistered securities offering* (Press Release No. 2020-338). Noudettu 18.01.2026 osoitteesta: <https://www.sec.gov/newsroom/press-releases/2020-338>
- Securities and Exchange Commission v. Ripple Labs, Inc. (2023). *Opinion and Order*. Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: <https://www.nysd.uscourts.gov/sites/default/files/2023-07/SEC%20vs%20Ripple%207-13-23.pdf>
- Securities and Exchange Commission v. Ripple Labs, Inc. (2024). *Final Judgment / Order* (S.D.N.Y., 7.8.2024). Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: <https://law.justia.com/cases/federal/district-courts/new-york/nysdce/1%3A2020cv10832/551082/973/>

- U.S. Securities and Exchange Commission (2025). *Litigation Release No. 26369: Ripple Labs, Inc., Bradley Garlinghouse, and Christian A. Larsen (7.8.2025)*. Noudettu 25.01.2026 osoitteesta: <https://www.sec.gov/enforcement-litigation/litigation-releases/lr-26369>
- Shu, M., Song, R., & Zhu, W. (2021). The 2021 Bitcoin Bubbles and Crashes—Detection and Classification. *Stats*, 4(4), 950–970. <https://doi.org/10.3390/stats4040056>
- Smales, L. A. (2022). Investor attention in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 79, 101972. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101972>
- Wang, C. (2021). Different GARCH model analysis on returns and volatility in Bitcoin. *Data Science in Finance and Economics*, 1(1), 37–59. <https://doi.org/10.3934/DSFE.2021003>
- Yermack, D. (2015). Is Bitcoin a real currency? *Handbook of Digital Currency*, 31–43. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00002-3>

Liitteet

Liite 1. Ilmoitus tekoälyavusteisten teknologioiden käytöstä kirjoitusprosessissa

Tämän työn valmistelun aikana kirjoittaja käytti apuna ChatGPT-tekoälyä tarkoituksena selventää lauserakenteita, kielenhuoltoa sekä rakentamaan python-ohjelmointikoodia laatimaan tilastollisia kuvioita ja taulukoita. Työkalun käytön jälkeen kirjoittaja tarkisti ja muokkasi sisällön tarpeen mukaan ja ottaa täyden vastuun julkaisun sisällöstä.