

Rizici i prinosi na tržištu kriptovaluta

Cicvarić, Branimir Cvitko

Master's thesis / Diplomski rad

2019

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Economics and Business / Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:148:452724>

Rights / Prava: [Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0 Unported/Imenovanje-Nekomercijalno-Dijeli pod istim uvjetima 3.0](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2025-02-27**



Repository / Repozitorij:

[REPEFZG - Digital Repository - Faculty of Economics & Business Zagreb](#)



Sveučilište u Zagrebu
Ekonomski fakultet
Diplomski studij Poslovne ekonomije

RIZICI I PRINOSI NA TRŽIŠTU KRIPTOVALUTA

Diplomski rad

Branimir Cvitko Cicvarić

Zagreb, rujan, 2019.

Sveučilište u Zagrebu
Ekonomski fakultet

Ekonomski Fakultet
Diplomski studij Poslovne ekonomije

RIZICI I PRINOSI NA TRŽIŠTU KRIPTOVALUTA
(RISKS AND YIELDS ON THE CRYPTOCURRENCY
MARKETS)

Diplomski rad

Branimir Cvitko Cicvarić, 0067522900

Mentor: doc.dr.sc., Mile Bošnjak

Zagreb, rujan, 2019.

IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI

Izjavljujem i svojim potpisom potvrđujem da je završni/diplomski/specijalistički rad, odnosno doktorska disertacija isključivo rezultat mog vlastitog rada koji se temelji na mojim istraživanjima i oslanja se na objavljenu literaturu, a što pokazuju korištene bilješke i bibliografija. Izjavljujem da nijedan dio rada nije napisan na nedozvoljen način, odnosno da je prepisan iz necitiranog rada, te da nijedan dio rada ne krši bilo čija autorska prava. Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije iskorišten za bilo koji drugi rad u bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili obrazovnoj ustanovi.

Student/ica:

U Zagrebu, 23.09.2019.

BCClavarić
(potpis)

Sažetak i ključne riječi

Kao veliki poticaj na pisanje detaljnijeg rada na ovu temu može se uzeti veliki značaj koji su kriptovalute ostvarile u proteklom desetljeću, a posebice u posljednjih nekoliko godina, što se najviše očituje u iznimno eksplozivnom rastu/padu cijene, čime su sve kriptovalute, a ponajviše Bitcoin, kao najpoznatija od njih, postale jedno od najtraženijih instrumenata za ulaganje, odnosno špekuliranje. U pozadini samih kriptovaluta nalazi se cijeli proces, odnosno protokol, koji je započeo 2008. godine, za koji je karakterističan proces tzv. „rudarenja“, odnosno, proizvodnje kriptovaluta. Tako kriptovalute podrazumijevaju decentralizirani monetarni sustav, bez središnje institucije, koji je posebice bio naglašen kao jedno od rješenja za nastalu krizu povjerenja uslijed financijske krize 2008. godine. Jednako tako, od strane nekih autora, kriptovalute se smatraju najvećim izumom 21. stoljeća, što se najviše odnosi na njihov način proizvodnje, te mogućnost kontrole novčane ponude. U skladu s tim, njihov veliki procvat, zabilježen je kako rastom popularnosti, tako i rastom cijena. Nevezano za daljnje razvijanje buduće situacije po pitanju njihove popularnosti, te moguće uloge kao novog globalnog novca, rad će se prvenstveno bazirati na analizi rizika, poput statističkih analiza ponajviše vremenskih serija, te analizi ostvarenih prinosa. Jednako tako, dat će se uvid u njihovu međusobnu usporedbu po pitanju različitih kriterija, ali i usporedbu s drugim, već ustaljenim financijskim instrumentima. Slijedom navedenoga, pokazat će se moguće uloge kriptovaluta kao elemenata različitih portfelja, kroz njihovo uključivanje u aktivno trgovanje na tržištu. Jednako tako, na kraju rada, a na primjeru odabranih 8 kriptovaluta, dat će se vlastiti rezultati empirijske analize rizika i prinosa, kako se bi se dokazale prethodno iznesene pretpostavke, svojstvene kriptovalutama.

Ključne riječi: Kriptovalute, blockchain tehnologija, rizici

Abstract

As a big incentive for the thesis topic can be taken a significant importance that the cryptocurrency gained in the last decade, especially in the last few years, which is mainly manifested in the enormous increase/decrease of the price making cryptocurrency, most of all Bitcoin which is the most known one, one of the most wanted investment and speculation instrument. In the background of the cryptocurrency is a characteristic process, or a protocol, which began in 2008, the so called "mining" or cryptocurrency production. The cryptocurrencies represent decentralised monetary system, without central institution, which was especially emphasized as one of the solutions for the crisis caused by trust due to the financial crisis in 2008. Also, according to some authors, the cryptocurrencies are the biggest invention of the 21st century, which mostly refers to manufacture method and possibility of controlling the currency offer. Accordingly, their big boom was recorded as increase in both popularity and price. Unrelated to the further development regarding their popularity and possible role as a new global currency, the thesis will primarily be based on the risk analysis, such as statistical analysis of time series and analysis of gained incomes. In addition, the thesis will provide an insight into comparison of different criteria, and also a comparison with other already conventional financial instruments. In accordance with the stated above, the possible roles of cryptocurrencies as elements of different portfolios will be provided, through their inclusion into the active market trade. Also, at the end of the thesis, based on the example of 8 chosen cryptocurrencies, the results of empirical analysis of risk and income will be provided in order to prove the characteristic cryptocurrency assumptions stated above.

Key words: cryptocurrencies, blockchain technology, risks

Sadržaj

| | | |
|-----------|---|-----------|
| 1 | UVOD | 1 |
| 2 | RIZICI SVOJSTVENI KRIPTOVALUTAMA | 3 |
| 2.1 | PREGLED DOSADAŠNJIH ISTRAŽIVANJA | 3 |
| 2.2 | PRISTUPI ANALIZI RIZIKA I VOLATILNOSTI TRŽIŠTA KRIPTOVALUTA | 5 |
| 2.3 | RIZICI I VOLATILNOST PRINOSA NA KRIPTOVALUTE | 16 |
| 3 | PRINOSI NA KRIPTOVALUTE | 28 |
| 3.1 | ODREDNICE PRINOSA NA KRIPTOVALUTE | 28 |
| 3.2 | USPOREDNA ANALIZA PRINOSA KRIPTOVALUTA | 33 |
| 3.3 | USPOREDBA PRINOSA NA KRIPTOVALUTE I OSTALE OBLIKE FINACIJSKE IMOVINE | 39 |
| 4 | ULOGI KRIPTOVALUTA KAO FINACIJSKE IMOVINE | 47 |
| 4.1 | TRGOVANJE KRIPTOVALUTAMA I ODGOVARAJUĆE STRATEGIJE | 47 |
| 4.2 | KRIPTOVALUTE KAO INSTRUMENTI ZAŠTITE | 54 |
| 4.3 | KRIPTOVALUTE KAO IMOVINA U PORTFELJU | 58 |
| 5 | EMPIRIJSKA ANALIZA | 63 |
| 6 | ZAKLJUČAK | 71 |
| 7 | ŽIVOTOPIS | 72 |
| 8 | LITERATURA | 73 |
| 9 | POPIS SLIKA | 76 |
| 10 | POPIS TABLICA | 77 |

1 UVOD

Područje istraživanja diplomskog rada odnosi se na rizike i prinose na tržištu kriptovaluta. S obzirom na novitet i rastuću popularnost i primjenu, tema će biti obrađena s aspekta rizika, te s aspekta prinosa, kako bi se ostvario detaljniji uvid u jedno interesantno područje financija, o kojem još uvijek ne postoje točno određeni konsenzusi. U radu će biti prikazani osvrti na dosad objavljene znanstvene radove o navedenoj temi, te će biti suprotstavljena empirijska istraživanja raznih autora i njihovi zaključci. Jednako tako, na temelju vlastite empirijske analize za 8 kriptovaluta bit će izneseni vlastiti zaključci, koji će biti uspoređeni s onim navedenim u radu. Glavni dio rada podijeljen je na 4 veće cjeline koje se odnose na rizike kriptovaluta, prinose kriptovaluta, uloge kriptovaluta kao financijske imovine, te empirijsku analizu. Kao osnovni cilj rada može se navesti jedan sveobuhvatni, detaljni i sistematični prikaz glavnih ekonomskih odrednica na tržištu kriptovaluta.

Prema (Letra, 2016) kriptovalute se mogu definirati kao kompjuterske (softverske) valute, čija se implementacija bazira na principima kriptografije. Kako bi se spriječio fenomen pojave inflacije, koja se često događa kod „običnih“ valuta, ponajviše zbog nedostatka fundamentalne vrijednosti koja nije pokrivena nikakvom stvarnom imovinom, većina kriptovaluta ima točno određen iznos koji može cirkulirati. Bitcoin, jedna od najpoznatijih, je digitalna kriptovaluta nastala 2009. godine od strane anonimne osobe/osoba, pod pseudonimom Satoshi Nakamoto, kojoj se rad temelji na decentraliziranom sustavu koji omogućuje obavljanje transakcije bez prisustva posrednika, odnosno treće strane, najčešće banaka. Takav način rada omogućuje nepostojanje transakcijskih troškova, zadržavanje privatnosti, odnosno anonimnosti, te olakšavanje međunarodnih transakcija. Načini posjedovanja samog Bitcoina, i svake kriptovalute, se svode na njegovu kupovinu putem specijaliziranih platformi, odnosno mjenjačnica, ali i postupka tzv. „rudarenja“ čime se kao nagrada dobiva dodatni Bitcoin. Tako se ukupna novčana ponuda Bitcoina, ali i ostalih kriptovaluta, povećava rješavanjem jednadžbi, čija se težina i kompleksnost povećavaju sa sve većim brojem novih Bitcoina.

Prema (Symitsi i Chalvatzis, 2018) kriptovalute predstavljaju veoma popularan decentralizirani transakcijski sustav koji počiva na blockchain tehnologiji. Tako se primjerice, cijena Bitcoina s nekoliko centa u 2009. godini, uzdigla na razinu od 14.500,00\$ krajem 2017. godine, dovodeći ukupnu tržišnu vrijednost Bitcoina na 250 mlrd.\$.

Nadalje, (Bariviera, Basgall, Hasperue, i Naiouf, 2017) kao prednosti kriptovaluta navode njihovu decentraliziranost, korištenje blockchain tehnologije, te niske transakcijske troškove za internacionalne transfere. S druge strane, kao nedostatke navode teškoće u procjeni vrijednosti što im daje karakter špekulativnog balona, još uvijek marginalna prihvaćenost od strane javnosti (do 2017. godine 8367 trgovaca je prihvaćalo kriptovalute), mogućnost postojanja Ponzi scheme, nepostojanje otvorenih računa štednje u kriptovalutama, te nepostojanje kamatne stope, kao stope prinosa.

(Cermak, 2017) navodi kako se prva stvarna transakcija plaćanjem Bitcoinom odvila u svibnju 2010. godine, kada je Laszlo Hanyecz, programer iz Floride, poslao 10.000 Bitcoina volonteru u UK, koji je tada naručio i platio dvije pizze za Hanyecza u vrijednosti od 25\$. Prve važnije konferencije na temu Bitcoina i kriptovaluta održane su 2011. godine u New Yorku, te Pragu, dok se prvi Bitcoin bankomat postavio 2013. godine u Vancouveru. Vezano za pitanje ponude Bitcoina, prema mehanizmu „rudarenja“, odnosno proizvodnje Bitcoina, zadnji će biti „izrudaren“ u 2140. godini, kada će ukupni broj od 21.000.000 Bitcoina biti postignut. Važno je istaknuti da se prema analizama trenutno kao sredstvo plaćanja koristi od 20% do 30% ukupnog broja Bitcoina. Nadalje, približno 70% ukupnog procesa rudarenja se odvija na području Kine, zbog jeftine struje. Sam proces rudarenja nema u sebi proces ekonomije obujma, nego postoji pozitivna povratna veza koja znači da kada cijena Bitcoina pada, rudarenje postaje manje profitabilno i određeni broj rudara će napustiti rudarenje. S manjim brojem rudara, mreža se automatski prilagođava kako bi smanjila težinu kriptografskih problema, te ponovno učinila rudarenje profitabilnim.

2 RIZICI SVOJSTVENI KRIPTOVALUTAMA

2.1 PREGLED DOSADAŠNJIH ISTRAŽIVANJA

(Gandal i Halaburda, 2016) ističu kako je područje Bitcoina dosta neistraženo po pitanju ekonomskog pristupa, dok se znatno veći interes razvijao u domeni informatičkih znanosti, te navode kao prve službene izvještaje onaj od strane Europske centralne banke iz 2012. godine, zatim autora Gansa i Halaburdu koji su proučavali digitalne valute izdane od strane platformi poput Facebooka ili Amazona 2015. godine, te primjerice Dwyera koji je prikazao institucionalne detalje za daljnji razvoj digitalnih valuta 2014. godine.

(Cheng, 2018) u svom radu započinje naglaskom na sve veći utjecaj tržišnog rizika u posljednjim godinama, te tako naglašava potrebu za diversifikacijom portfelja, kombinirajući razne vrste imovine, kako iz iste industrijske grane, tako i iz drugih domena, ali jednako tako napominje i kriptovalute, posebice Bitcoin, kao jednu od prosperitetnih investicijskih imovina. No, promatrajući cijenu Bitcoina od trenutka nastanka 2009. godine, 0.003\$/BTC, u odnosu na primjerice kraj listopada 2018. godine, 6471.54\$/BTC, jasno daje do znanja da je volatilnost izrazito velika, ali da su jednako tako, i mogući prinosi veći.

Tako (Cheng, 2018) u svom radu navodi već neka prijašnja istraživanja kojih je zaključak postojanje prednosti korištenja kriptovaluta kao *hedging* instrumenata kako bi se reducirao rizik portfelja, te kako se zaštite postižu posebno protiv dioničkog tržišta i tržišta zlata. Uz to, autor navodi druge brojne autore, poput Briere, Oostelincka, Szafarz, Carpentera, Eisla, Gassera, te Weinmayera koji su koristeći se raznim okvirima, posebice srednja vrijednost-varijance (eng. *mean-variance*) okvirom, ispitivali, te sukladno rezultatima, ustanovili prednosti uključivanja Bitcoina u portfelj, dok jedino Carpenter navodi da s obzirom na to da veći dio prinosa Bitcoina dolazi od strane špekulacija, njegove performanse u portfelju nisu ustanovljene u prošlim razdobljima. Jednako tako, drugu stranu medalje predstavljaju Perguini i Maioli, koji svojim istraživanjem naglašavaju kako u dugom roku uključivanje Bitcoina u portfelj nema nikakvog efekta.

Nadalje, (Bariviera, Basgall, Hasperue, i Naiouf, 2017) potaknuti nejasnom pozadinom tržišta Bitcoina, te tezom o efikasnosti tržišta (EMH), u svom su istraživanju nastojali ispitati informacijsku efikasnost na tom tržištu. Tako navode kako se kao posljedica EMH-a ne može očekivati postojanje dugog pamćenja (eng. *long memory*) u financijskim vremenskim serijama,

čime bi se omogućilo profitabilno nerizično trgovanje u dugom roku, te konstantno pobjeđivanje tržišta, što pod uvjetom o informacijskoj efikasnosti sprječava arbitraža. No, autori navode jednako tako da mogu postojati kratkoročna pamćenja (eng. *short memory*), bez da se suprotstavljaju pravilima EMH-a, što opravdavaju kao poticaj za investitore. Jednako tako, za ispitivanje postojanja *short* i *long memory*-a često se koristi Hurstov eksponent, a kao primjere navode brojne situacije na dioničkim i obvezničkim tržištima, poput onoga u UK, US, Španjolskoj, Turskoj i slično.

Autori (Balcilar, Bouri, Gupta, i Roubaud, 2017) navode također suprotstavljena stajališta o upotrebi kriptovaluta (Bitcoina), te navode mišljenja drugih autora koji ga proglašavaju novim zlatom, običnim sredstvom plaćanja, ili špekulativnom imovina koja nema intrinzičnu vrijednost. Jednako tako, navode zanimljiv zaključak jednog istraživanja u kojem je potvrđeno da broj Bitcoinovih transakcija po danu (potražna strana), ima jači učinak na cijenu Bitcoina negoli broj Bitcoina (strana ponude).

(Cermak, 2017) jednako tako suprotstavlja mišljenja Austrijske škole ekonomije i Kejnzijanske ekonomije po pitanju Bitcoina. Austrijska škola Bitcoin smatra dobrim u vezi sa slabljenjem položaja središnje banke, te u vezi s postojanjem snažne inflacije u domaćoj valuti, ali naglašavaju kako ne udovoljava njihovom regresijskom teoremu o novcu. S druge strane, Kejnzijanska škola naglašava špekulativnu narav Bitcoinove potražnje, što objašnjava situacijom niskih kamatnih stopa kada će investitori početi ulagati u Bitcoin, te će ga s padom njegove vrijednosti brojni špekulatori početi prodavati s ciljem minimiziranja gubitaka, dok će ga u takvim okolnostima drugi špekulatori početi kupovati s ciljem špekuliranja na rasta njegove vrijednosti.

(Cermak, 2017) jednako tako navodi i kriterije za funkcioniranje određene imovine kao valute. Prvo svojstvo se odnosi na sredstvo razmjene, gdje još uvijek veliki broj trgovaca ne prihvaća Bitcoin kao sredstvo plaćanja, ali se naglašava njegova prednost niskih troškova koji u prosjeku iznose 1%, dok se kod tradicionalnih metoda slanja pošiljki u prosjeku plaća 7.7%. Drugo svojstvo, obračunska jedinica, odnosi se na numeričko izražavanje tržišne vrijednosti, što Bitcoin, zbog svoje volatilnosti ne ispunjava. Treće svojstvo se odnosi na očuvanje vrijednosti, gdje se javlja problem Bitcoinove intrinzične vrijednosti, pošto ona proizlazi iz volje javnosti za njegovom upotrebom i korištenjem, te se kao sredstvo očuvanja vrijednosti najbolje nameće pojedincima koji žele neregulirano i relativno anonimno sredstvo očuvanja bogatstva. Iz svega nabrojanoga, može se zaključiti da Bitcoin trenutno ne ispunjava preduvjete kako bi bio prihvaćen kao valuta.

(Corbet, Meegan, Larkin, Lucey, i Yarovaya, 2018) naglašavaju kako je drastični rast kriptovaluta stavio prepreke pred ekonomiste kao moguća nova valuta, ali i pred širu javnost, kroz kreiranje jedne alternativne okoline za poslovanje. Jednako tako, naglašava se špekulativna narav njihove potražnje, te mogućnost kraha jednog špekulativnog balona, koje može imati posljedice za razna financijska tržišta. Glavno istraživanje rada usmjereno je na istraživanje međupovezanosti kriptovaluta i ispitivanja učinaka prelijevanja volatilnosti, s ostalim tržištima, poput tržišta zlata, tržišta dionica i slično.

Jednako tako, (Corbet, Meegan, Larkin, Lucey, i Yarovaya, 2018) navode brojna istraživanja o tržištu kriptovaluta, od kojih se mnoga odnose na važnost rizičnosti kriptovaluta, nereguliranost i anonimnost koja se krije iza korisnika kriptovaluta, dinamiku cijena i špekulativne balone na tržištu kriptovaluta, te povezanost kriptovaluta s ostalim oblicima imovine i tržišta.

2.2 PRISTUPI ANALIZI RIZIKA I VOLATILNOSTI TRŽIŠTA KRIPTOVALUTA

(Dyhrberg, 2016) navodi kako se prema službenim istraživanjima većina korisnika služi Bitcoinom kao špekulativnom imovinom u obliku investicija, negoli sredstvom plaćanja, te da je veliki uspjeh Bitcoina i ostalih kriptovaluta što su uspjeli izvan *online gaming* zajednica. Nadalje, u svom radu, autorica je ispitivala možebitnu sličnost između Bitcoina i zlata, te Bitcoina i dolara. Bitcoin i zlato najveći dio svoje vrijednosti imaju u činjenici da su rijetki, te da ih je skupo za ekstrahirati, zatim niti jedno od njih nije službeno kontrolirano od strane vlade, te se oboje „rudare“ od strane nezavisnih operatera i kompanija. Nekad u prošlosti zlato je bilo korišteno kao sredstvo razmjene, ali je zbog problema likvidnosti bilo zamijenjeno, te se slična paralela može povući i s Bitcoinom. Trenutno se zlato koristi za očuvanje vrijednosti, te kao instrument zaštite od rizika zbog svoje negativne korelacije sa američkim dolarom.

Jednako tako, (Dyhrberg, 2016) spominje i usporedbu Bitcoina i dolara, pri čemu oboje služe kao sredstva plaćanja, te imaju jako ograničenu unutarnju vrijednost. Glavna razlika se očituje u tome da je dolar reguliran od strane vlade, dok je Bitcoin privatni novac.

Nadalje, (Dyhrberg, 2016) je u svom istraživanju nastojala odrediti radi li se po pitanju Bitcoina o financijskoj imovini, ili nečemu između imovine i valute, čime bi se karakteristikama Bitcoina doprinijelo upravljanju rizicima, te je u radu nastojala pronaći osjetljivost Bitcoina na neke

elemente svjetske ekonomije. Promatrajući kretanje cijene Bitcoina može se uočiti ponašanje slučajnog hoda (eng. *random walk*), te nakupljanje volatilnosti (eng. *volatility clustering*), što je pogodno za primjenu GARCH modela. Engle Lagrange multiplikatorom utvrđen je jak ARCH efekt u rezidualima prvih diferencijala logaritmiranih cijena Bitcoina, uz specifikaciju modela GARCH(1,1) sa AR(1,2) procesom. Istražena su dva modela kako bi se utvrdile sličnosti između Bitcoina, zlata i dolara, GARCH model, te eksponencijalni GARCH model, kojim se ispituje jesu li učinci dobrih i loših vijesti na prinose Bitcoina asimetrični, što je tzv. učinak poluge (eng. *leverage effect*).

Prema rezultatima dobivenim u GARCH(1,1) modelu, (Dyhrberg, 2016) naglašava kako jednadžba varijance upućuje na malu konvergenciju prema dugoročnoj ravnoteži, nakupljanje volatilnosti (eng. *volatility clustering*) te postojanje velike volatilnosti slične kao kod zlata. Jednako tako, rezultati sugeriraju da je prinos na Bitcoin više pod utjecajem potražnje za Bitcoinom kao sredstvom razmjene te manje pod utjecajem privremenih šokova na cijenu. Nadalje, u jednadžbi srednje vrijednosti koeficijent varijable „stopa federalnih rezervi“ sugerira da prilikom rasta stope federalnih rezervi, američki dolar aprecira, što povećava uvoz dobara i usluga, čime dolazi do rasta i online prodaje, što za posljedicu ima porast potražnje za Bitcoinom i rast njegovih prinosa, što ga čini sličnim valutama.

Nadalje, (Dyhrberg, 2016) navodi kako koeficijenti tečajeva upućuju na veću osjetljivost Bitcoina na tečaj dolar-funta, nego na tečaj dolar-euro, što dalje upućuje na postojanje regionalnih efekata. Koeficijent FTSE indeksa upućuje na to da pozitivan šok na dioničkom tržištu može učiniti investitore željnije riziku, te investicijama u imovinu poput Bitcoin-a. Jednako tako, jednadžbom varijance utvrđeno je da kada postoje pozitivni šokovi u varijablama, izuzev tečaja dolar-euro, volatilnost prinosa na Bitcoin će se smanjiti, što upućuje na njegovo korištenje od strane averzičnih investitora u takvim situacijama. Tako se iz ovog modela može zaključiti da se Bitcoin nalazi negdje između zlata i valute, što potvrđuju rezultati osjetljivosti na stopu federalnih rezervi, te karakteristike sredstva plaćanja, te s druge strane sličnosti sa zlatom kao odgovori na tečajeve i postojanje velike volatilnosti.

Drugi model koji je (Dyhrberg, 2016) istražila jest eksponencijalni GARCH(1,1) kojim je utvrđeno kako Bitcoin reagira na dobre i loše vijesti, što sugerira njegovu razinu osjetljivosti. Dobiveni rezultati ukazuju na dominantnost γ koeficijenta koji pokazuje da dobre i loše vijesti nemaju asimetrični utjecaj na volatilnost prinosa Bitcoina, slično zlatu, te ostale varijable imaju slične vrijednosti kao u prethodnom GARCH modelu, što je potvrda inicijalnoj analizi. Kako pozitivni i negativni šokovi ne utječu na prinose Bitcoina i zlata asimetrično, mogu se koristiti

kao sredstvo zaštite od tržišnih rizika, koji utječu asimetrično na druge imovine. Tako se Bitcoinova pozicija na tržištu nalazi upravo negdje između zlata i dolara, na skali od ekstremnog korištenja kao sredstva očuvanja vrijednosti do korištenja kao isključivog sredstva razmjene, što može biti korisno za portfolio menadžment, analizu rizika, te analizu tržišnog sentimenta.

Prema radu (Baur, Dimpfl, i Kuck, 2018) kritizirani su korišteni GARCH (1,1) i EGARCH (1,1) modeli od strane Dyhrberg (2016). Pošto su zlato i tečaj US dolara kovarijable, teško je tako posvjedočiti sličnostima između Bitcoina, zlata i US dolara. Jednako tako veći broj korištenih kovarijabli su nestacionarne varijable, čime se korišteni modeli pokazuju neprimjerenim. Također, autori zamjeraju korištenje *spot* i *futures* cijena zlata kao varijabli pošto su one kointegrirane, te predstavljaju ekstremno veliku korelaciju među sobom.

Jednako tako, (Baur, Dimpfl, i Kuck, 2018) su proveli alternativnu analizu s proširenim uzorkom podataka (1824 dnevne opservacije) kako bi odgovorili na postavljeno istraživačko pitanje. Prema sprovedenoj deskriptivnoj statistici vidljivo je da Bitcoin nije blizak zlatu, dolaru te financijskim imovinama poput MSCI World Equity Index-a. Dnevna središnja vrijednost povrata za Bitcoin jest 0.4011%, te tako predstavlja najveći prosječni prinos. Drugi najveći prinos ima MSCI World Equity Index, 0.0319%, koji je otprilike 10 puta manji negoli od Bitcoin-a. Jednako tako, standardna devijacija navodi na isti zaključak, te stavlja Bitcoin na vrh liste sa standardnom devijacijom od 5.90%. Ostali značajni rezultati deskriptivne statistike vidljivi su u tablici.

Tablica 1: Prikaz rezultata deskriptivne statistike

| | Mean | SD | Skew | Kurt | Min | Max | AR(1) | ADF | Obs |
|-----------------------|---------|--------|-------|-------|----------|---------|-----------|-----------|------|
| Bitcoin return | 0.4011 | 5.8795 | -0.40 | 15.73 | -49.1528 | 42.4580 | 0.0263 | -23.02*** | 2552 |
| US Federal Funds Rate | 0.0005 | 0.0004 | 2.03 | 6.69 | 0.0001 | 0.0021 | 0.9988*** | 2.07 | 1824 |
| USD/EUR FX return | -0.0068 | 0.5896 | 0.02 | 4.44 | -2.2594 | 2.6000 | -0.0251 | -43.77*** | 1824 |
| USD/GBP FX return | -0.0083 | 0.5692 | -1.67 | 29.05 | -8.3120 | 2.7632 | 0.0150 | -41.99*** | 1824 |
| USD FX index return | 0.0082 | 0.3041 | 0.20 | 6.62 | -1.9891 | 1.7351 | 0.0232 | -14.29*** | 1824 |
| EUR FX index return | -0.0015 | 0.3796 | -0.24 | 6.36 | -2.9712 | 1.7981 | -0.0064 | -42.97*** | 1824 |
| FTSE 100 return | 0.0197 | 0.9509 | -0.20 | 5.46 | -4.7795 | 3.9429 | 0.0280 | -23.46*** | 1824 |
| MSCI World return | 0.0319 | 0.8334 | -0.55 | 7.76 | -5.2562 | 4.1122 | 0.1221*** | -21.37*** | 1824 |
| Gold future return | 0.0021 | 1.0611 | -0.79 | 10.14 | -9.8206 | 4.6176 | -0.0394* | -44.39*** | 1824 |
| Gold spot return | 0.0022 | 1.0416 | -0.81 | 10.77 | -10.1624 | 5.4321 | -0.0177 | -11.70*** | 1824 |

Izvor: (Baur, Dimpfl, i Kuck, 2018)

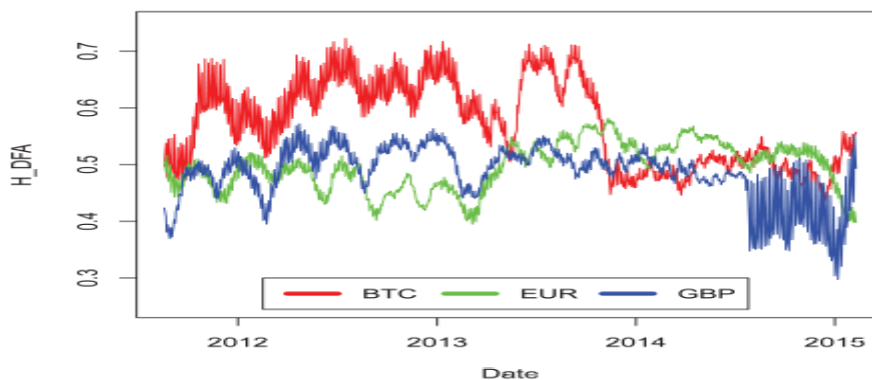
Jednako tako, (Baur, Dimpfl, i Kuck, 2018) su napravili izračune za asimetrične GARCH modele za svu imovinu za koju se pretpostavljalo da ima određene zajedničke karakteristike s Bitcoin-om. Pri izračunu su koristili univarijatne GARCH modele za svu imovinu zasebno kako

bi se omogućilo uočavanje razlika u procesima volatilnosti između imovina, a posebno s naglaskom na asimetrične efekte pozitivnih i negativnih šokova, te nakupljanje volatilnosti. Rezultati demonstriraju kako prinosi Bitcoin-a imaju znatno drukčije procese volatilnosti u usporedbi s drugim imovinama.

Jednako tako, (Letra, 2016) je u ekonometrijskom dijelu analize koristio GARCH(1,1) model koji se smatra najadekvatnijim pri proučavanju uvjetovane varijance. GARCH model se sastoji od dvije jednačbe: jednačbe uvjetovane srednje vrijednosti (eng. *conditional mean*), te jednačbe uvjetovane varijance (eng. *conditional variance*). Jednačba uvjetovane srednje vrijednosti predstavlja procjenu pogreške iz informacija dobivenih iz prinosa prošlog razdoblja. Jednačba uvjetovane varijance predstavlja procjenu varijance sljedećeg razdoblja na temelju informacija o varijanci iz prošlog razdoblja, kao i pogreške iz prošlog razdoblja. Alfa (α) mjeri utjecaj kojim varijanca reagira na šokove, te se odražava na volatilnost idućeg razdoblja, dok ω mjeri težinsku dugoročnu prosječnu varijancu. Zbroj alfe i bete mjeri stopu po kojoj se navedeni efekt raspršuje kroz vrijeme, te što je zbroj bliže 1, to će sporije uvjetovana varijanca konvergirati marginalnoj varijanci.

U radu od strane (Bariviera, Basgall, Hasperue, i Naiouf, 2017) za ispitivanje postojanja dugoročnog pamćenja (eng. *long memory*) i Hurstovog eksponenta korištena je DFA (eng. *Detrended Fluctuation Analysis*) analiza, koja je pogodnija za slučajeve kad se koriste nestacionarni podaci. Obuhvaćeni su dnevni podaci za 3 varijable: Bitcoin, euro, te funtu u US dolarima, za period od 2011. godine do 2017. godine, dok su unutar dnevni podaci (*intraday*) obuhvaćeni po satima za period od 2013. godine do 2016. godine. Izračunati su logaritmirani prinosi, nakon čega su dobivene vrijednosti Hurstovog eksponenta uz pomoć dvogodišnjih kliznih prozora (eng. *sliding window*).

Slika 1: Prikaz vrijednosti Hurstovog eksponenta dnevnih vrijednosti za BTC, EUR i GBP



Izvor: (Bariviera, Basgall, Hasperue, i Naiouf, 2017)

Na gornjoj slici prikazane su važne razlike u stohastičkom ponašanju sve 3 varijable, gdje je uočljivo da se euro i funta kreću unutar intervala između 0.45 i 0.55, što poprma karakteristike slučajnog hoda (eng. *random walk*), te se također može zaključiti da se ponašaju u skladu s EMH-a, što se može potvrditi velikom likvidnošću tih tržišta. S druge pak strane, prinosi Bitcoina pokazuju dugoročnu ovisnost (eng. *long range dependence*) za veći dio proučavanog perioda, te tek nakon 2014. godine sve tri valute konvergiraju na razine oko 0.5.

Nadalje, (Bariviera, Basgall, Hasperue, i Naiouf, 2017) su analizom uočili da je u svim slučajevima ponašanje do 2014. godine bilo prociklično, a nakon te godine su se vremenske serije Hurstovog eksponenta stabilizirale na razini vrijednosti oko 0.5 +/- 0.05, što može upućivati na činjenicu o povećanoj informacijskoj efikasnosti tržišta, dok jednako tako naglašavaju kako ne mogu pronaći pravi razlog takvoj promjeni dinamike, pošto nije strogo utvrđena povezanost ponašanja cijene Bitcoina i tržišnih fundamenata. Kao bitne zaključke svog rada odredili su: trend smanjenja Bitcoinove velike volatilnosti tijekom perioda, nepovezanost dugoročne memorije (*long memory*) i tržišne likvidnosti, slično ponašanje između različitih vremenskih skala (5 – 12 sati) u terminima dugoročne memorije, te da su do 2014. godine vremenske serije imale ustrajno veći Hurstov eksponent od 0.5, dok se nakon te godine eksponent stabilizirao na razini oko 0.5.

Nadalje, (Stavroyiannis, 2017) iznosi rezultate univarijatnog GARCH(1,1) modela. Parametri alfa (α - ARCH efekt) i beta (β - GARCH efekt) odnose se na kratkoročnu dinamiku volatilnosti, te je ARCH koeficijent statistički signifikantan za Bitcoin, Ethereum, i Litecoin, što znači da volatilnost reagira dosta intenzivno na tržišne pokrete. Jednako tako, GARCH koeficijent je statistički značajan za sve serije, što znači da šoku u uvjetovanoj varijanci treba vremena da odumre. Koeficijent učinka poluge je statistički značajan za S&P500, Bitcoin, i Litecoin.

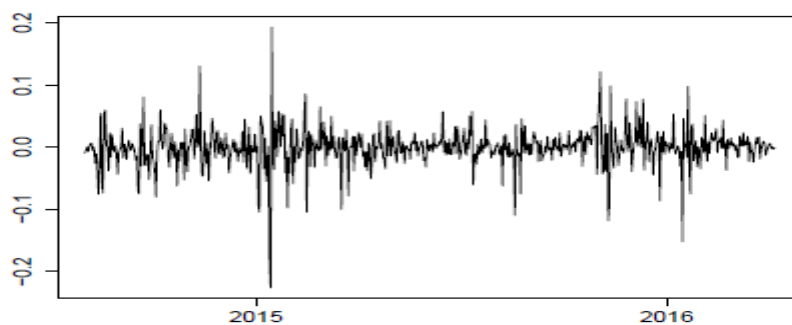
Tablica 2: Prikaz rezultata GARCH (1,1) modela

| | S&P500 | BTC | ETH | XRP | LTC |
|-----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| μ | 2.2e-04 | 0.0024* | 0.0031 | -0.0016 | 0.0011 |
| φ | 0.0845* | -0.0911* | 0.0279 | -0.0035 | -0.0936* |
| ω | 2.3e-05* | 1.3e-05 | 2.6e-04 | 2.3e-04 | 2.1e-05 |
| α | 0.0000 | 0.2665* | 0.2820* | 0.5051 | 0.1855* |
| β | 0.9065* | 0.8488* | 0.6983* | 0.5562* | 0.8937* |
| γ | 0.1903* | -0.2232* | 0.0429 | -0.1296 | -0.1679* |
| ν | -0.0943 | 0.2439 | -0.7575* | -0.3397* | -0.3125* |
| m | 2.5570* | 3.2421* | 3.7934* | 2.7649* | 2.5237* |

Izvor: (Stavroyiannis, 2017)

(Chen, Chen, Härdle, Lee, i Ong, 2016) u svom radu provode ekonometrijsku analizu CRIX-a (*Cryptocurrency IndeX*) koji je konstruiran od otprilike 30 kriptovaluta i obuhvaća veliki dio tržišne kapitalizacije. CRIX obuhvaća razne kriptovalute na temelju različitih kriterija odabira modela, te se tako javljaju ECRIX (*Exact CRIX*), EFCRIX (*Exact Full CRIX*), te unutardnevni (*intraday*) CRIX. Korišteni podaci za ekonometrijsku analizu su od kolovoza 2014. godine do travnja 2016. godine. Slika prikazuje vremensku seriju dnevnih logaritmiranih prinosa CRIX indeksa procesom ARIMA(2,0,2)-GARCH(1,1) sa srednjom vrijednosti -0.0004, te volatilnosti 0.0325.

Slika 2: Prikaz kretanja logaritmiranih prinosa CRIX indeksa (2014.-2016.)



Izvor: (Chen, Chen, Härdle, Lee, i Ong, 2016)

(Peng, Albuquerque, de Sa, Padula, i Montenegro, 2018) navode da je veliki problem i heterogenost kriptovaluta, te uspoređujući ih s tradicionalnim valutama ukazuju na povećanu dnevnu i satnu volatilnost. Bitnim se naglašava i asimetrična volatilnost, odnosno učinak poluge, a podrazumijeva da negativni šok u periodu t ima veći utjecaj na volatilnost u periodu $t+1$, negoli pozitivan šok. U svom radu autori koriste model *Support Vector Regression*, te SVR-GARCH model, koji je zajednički rezultat strukture GARCH modela i nelinearnosti dobivene funkcijama od SVR-a. Rezultati dobiveni istraživanjem upućuju na velike prednosti korištenja SVR-GARCH modela, koji je postigao bolje rezultate (niže vrijednosti) RMSE (eng. *Root Mean Square Error*) i MAE (eng. *Mean Absolute Error*) od ostalih modela, poput normalne, studentove t , skewed studentove t distribucije GARCH-a, EGARCH-a, te GJR-GARCH-a, za sve promatrane tečajeve i kriptovalute, u malim i velikim frekvencijama podataka. Jednako tako, Diebold-Mariano testom predstavljeni su jaki dokazi da SVR-GARCH modeli imaju bolje performanse od tradicionalnih GARCH modela.

(Chu J. , Chan, Nadarajah, i Osterrieder, 2017) su u svom radu proveli ispitivanje 12 različitih GARCH modela na 7 vodećih kriptovaluta: Bitcoin, Dash, Litecoin, MaidSafeCoin, Monero, Dogecoin, te Ripple, u periodu od 2014. godine do 2017. godine. Deskriptivnom statistikom uočeno je da su logaritmirani prinosi svake kriptovalute pozitivno nagnuti (eng. *skewed*). Logaritmirani prinosi s kurtosisom većim od normalne distribucije nalaze se kod Bitcoina, Dasha, Litecoina, te Ripplea, dok se logaritmirani prinosi lakših repova s kurtosisom manjim od normalne distribucije nalaze kod Dogecoina, MaidSafeCoina, te Monera. Između 12 različitih GARCH modela, prema vrijednostima kriterija AIC-a, AICc-a, BIC-a, HQC-a, te CAIC-a, IGARCH(1,1) s normalnim inovacijama (sadrži uvjetovani volatilni proces, koji je jako postojan s beskonačnom memorijom) se pokazao najbolje odgovarajućim za Bitcoin, Dash, Litecoin, MaidSafeCoin, te Monero, zbog najmanjih vrijednosti dobivenih po kriterijima. GJRARCH(1,1) model s normalnim inovacijama daje najmanje vrijednosti navedenih kriterija za Dogecoin, dok GARCH(1,1) model sa normalnim inovacijama daje najmanje vrijednosti kriterija za Ripple.

Jednako tako, prema navedenom istraživanju, (Chu J. , Chan, Nadarajah, i Osterrieder, 2017) su napravili projekcije za budućih 25 dana, od dana kraja uzorka podataka korištenog u istraživanju. Projekcije su napravljene za sve tipove GARCH modela. Također, dokazali su da su projekcije rađene na najbolje odgovarajućim modelima (eng. *best-fitting models*), te početnom dizanju (eng. *bootstrapping*) dosta dobro usklađene, što dalje dokazuje ispravnost modela (eng. *goodnes of fit*). Jedine varijacije između ova dva modela očituju su najviše kod kriptovalute Ripple, dok su najmanje oscilacije zasluženo kod kriptovalute Bitcoin.

Nadalje, prema (Chu J. , Chan, Nadarajah, i Osterrieder, 2017) napravljena je provjera navedenih tipova GARCH modela pomoću Kolmogorov-Smirnovog testa. Tako je primjerice p-vrijednost za sedam najbolje odgovarajućih (eng. *best fitting models*) SGARCH modela 0.238, 0.107, 0.290, 0.207, 0.228, 0.124, te 0.058. Zatim, p-vrijednosti za sedam tipova EGARCH modela su 0.148, 0.333, 0.338, 0.116, 0.337, 0.369, te 0.229. P-vrijednosti za GJRARCH modele su 0.345, 0.306, 0.352, 0.314, 0.286, 0.153, te 0.258. Zatim, p-vrijednosti za APARCH modele su 0.091, 0.241, 0.109, 0.300, 0.394, 0.364, te 0.115. Jednako tako, p-vrijednosti za IGARCH modele su 0.197, 0.118, 0.166, 0.207, 0.377, 0.238, te 0.370. Za CSGARCH modele p-vrijednosti su 0.136, 0.298, 0.100, 0.073, 0.366, 0.167, te 0.279. Za GARCH modele p-vrijednosti su 0.183, 0.217, 0.103, 0.236, 0.142, 0.392, te 0.129. Za TGARCH modele p-vrijednosti su 0.087, 0.214, 0.280, 0.317, 0.219, 0.080, te 0.297. Za AVGARCH p-vrijednosti su 0.071, 0.377, 0.210, 0.136, 0.120, 0.050, te 0.240. Za NGARCH

modele p-vrijednosti su 0.375, 0.231, 0.207, 0.139, 0.118, 0.236, te 0.341. Za NAGARCH modele p-vrijednosti su 0.053, 0.267, 0.312, 0.281, 0.211, 0.051, te 0.335. Za ALLGARCH modele p-vrijednosti su 0.241, 0.067, 0.304, 0.078, 0.155, 0.184, te 0.072. Jednako tako, svi navedeni modeli osiguravaju adekvatan odgovor na razini od barem 5% signifikantnosti.

U radu objavljenom od strane (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018) koristi se GARCH-MIDAS model objavljen od strane (Engel, Fleming, Ghysels, i Nguyen, 2012), za ispitivanje ekonomskih determinanti dugoročne volatilnosti cijene Bitcoina. MIDAS model (eng. *Mixed Data Sampling*) koristi poseban okvir za izučavanje makroekonomskih i financijskih determinati pri čemu se njihove frekvencije uzimaju na nižim razinama, primjerice na mjesečnoj bazi. Jednako tako, ovaj model se sastoji od dvije važne komponente, kratkoročne GARCH komponente, te dugoročne komponente, te se u radu kao neki od glavnih makroekonomskih i financijskih pokretača (eng. *drivers*) same volatilnosti cijene Bitcoina uzimaju Baltic Dry Index, te VIX indeks, ali jednako tako i volumen trgovanja. Nadalje, u radu su jednako tako analizirani i neki od glavnih pokretača volatilnosti S&P500 indeksa, Nikkei 225 indeksa, te zlata, kako bi se dala eventualna usporedba.

Tablica 3: Prikaz rezultata deskriptivne statistike

| Variable | Mean | Min | Max | SD | Skew. | Kurt. | Obs. |
|--|------------|---------|-------------|------------|--------|--------|------|
| Panel A: Daily return data | | | | | | | |
| Bitcoin | 0.271 | -26.620 | 35.745 | 4.400 | -0.139 | 11.929 | 1706 |
| S&P 500 | 0.045 | -4.044 | 3.801 | 0.748 | -0.423 | 5.985 | 1176 |
| Nikkei 225 | 0.043 | -8.253 | 7.426 | 1.389 | -0.391 | 7.817 | 1145 |
| Gold | -0.012 | -5.479 | 4.832 | 0.967 | 0.022 | 5.873 | 1177 |
| Copper | -0.004 | -5.126 | 6.594 | 1.323 | 0.018 | 4.812 | 1177 |
| Panel B: Monthly realized volatilities (annualized) | | | | | | | |
| RV-Bitcoin | 73.063 | 21.519 | 224.690 | 42.349 | 1.414 | 5.472 | 56 |
| RV-S&P 500 | 10.879 | 4.219 | 28.435 | 4.825 | 1.263 | 4.909 | 56 |
| RV-Nikkei 225 | 19.701 | 6.336 | 41.969 | 9.328 | 0.981 | 3.039 | 56 |
| RV-Gold | 14.519 | 8.026 | 30.734 | 5.014 | 1.052 | 3.735 | 56 |
| RV-Copper | 20.132 | 8.265 | 36.396 | 6.037 | 0.493 | 2.930 | 56 |
| RV-Glux | 12.469 | 4.087 | 31.537 | 5.114 | 1.359 | 5.536 | 56 |
| Panel C: Monthly explanatory variables | | | | | | | |
| VIX | 14.684 | 9.510 | 28.430 | 3.602 | 1.424 | 5.832 | 56 |
| VRP | 9.819 | -8.337 | 20.299 | 5.837 | -0.463 | 4.538 | 56 |
| Baltic dry index | 983.150 | 306.905 | 2178.059 | 383.597 | 0.774 | 3.613 | 56 |
| RV-Glux | 12.469 | 4.087 | 31.537 | 5.114 | 1.359 | 5.536 | 56 |
| Panel D: Monthly Bitcoin specific explanatory variables | | | | | | | |
| Google Trends (all) | 7.661 | 2.000 | 100.000 | 14.395 | 5.156 | 32.147 | 56 |
| Google Trends (news) | 10.625 | 2.000 | 100.000 | 15.304 | 4.056 | 22.532 | 56 |
| US-TV | 2,308,314 | 603,946 | 4,947,777 | 1,047,524 | 0.573 | 2.686 | 56 |
| CNY-TV | 24,897,595 | 4693 | 173,047,579 | 42,509,087 | 2.180 | 7.056 | 56 |

Izvor: (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018)

Prema (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018) gore prikazana tablica prikazuje sažetak deskriptivne statistike. U dijelu panel A vidljivo je da je prosječni dnevni povrat za Bitcoin u promatranom razdoblju iznosio oko 0.271%, što je na godišnjoj bazi oko 68%, zamjetno više u

usporedbi s ostalim vrstama financijskih imovina. Jednako tako, minimum i maksimum dnevnih povrata Bitcoina su ekstremnije vrijednosti nego kod drugih oblika imovine. U panelu B su prikazane realizirane godišnje volatilnosti. Tako primjerice prosječna vrijednost realizirane volatilnosti za Bitcoin iznosi 78%, u usporedbi s volatilnosti 11% za S&P500. Paneli C i D daju prikaz sažetka deskriptivne statistike za makroekonomske/financijske, te Bitcoin specifične varijable, koje su sve standardizirane.

Tablica 4: Prikaz procjene parametara za GARCH-MIDAS modele

| Variable | μ | α | β | m | θ | ω_2 | LLF | AIC | BIC |
|-----------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|-------------------------|------------------------|----------|--------|--------|
| GARCH(1,1) | 0.1730 *** (0.0674) | 0.1470 *** (0.0472) | 0.8560 *** (0.0507) | 0.3319 *** (0.2643) | - | - | -4738.71 | 5.4608 | 5.4734 |
| RV-S&P 500 | 0.1656 ** (0.0661) | 0.1607 *** (0.0445) | 0.8087 *** (0.0550) | 2.7211 *** (0.3775) | -2.1114 *** (0.7576) | 3.4269 *** (0.8575) | -4618.47 | 5.4182 | 5.4374 |
| VIX | 0.1734 *** (0.0670) | 0.1526 *** (0.0540) | 0.8236 *** (0.0691) | 2.4882 *** (0.4579) | -2.3137 * (1.2905) | 3.5195 *** (1.0696) | -4627.25 | 5.4285 | 5.4477 |
| RV-Glux | 0.1813 *** (0.0648) | 0.1688 *** (0.0428) | 0.7951 *** (0.0530) | 2.5390 *** (0.3701) | -1.7776 *** (0.5208) | 5.2603 *** (1.5561) | -4620.62 | 5.4208 | 5.4399 |
| VRP | 0.1205 * (0.0669) | 0.1939 *** (0.0390) | 0.7710 *** (0.0432) | 4.8269 *** (0.5759) | 6.6860 *** (1.9478) | 5.3861 *** (0.8519) | -4613.61 | 5.4126 | 5.4317 |
| Baltic | 0.1946 *** (0.0650) | 0.1707 *** (0.0354) | 0.7464 *** (0.0431) | 3.4942 *** (0.2503) | 1.5342 *** (0.3257) | 18.3834 ** (7.8759) | -4597.37 | 5.3935 | 5.4127 |

Izvor: (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018)

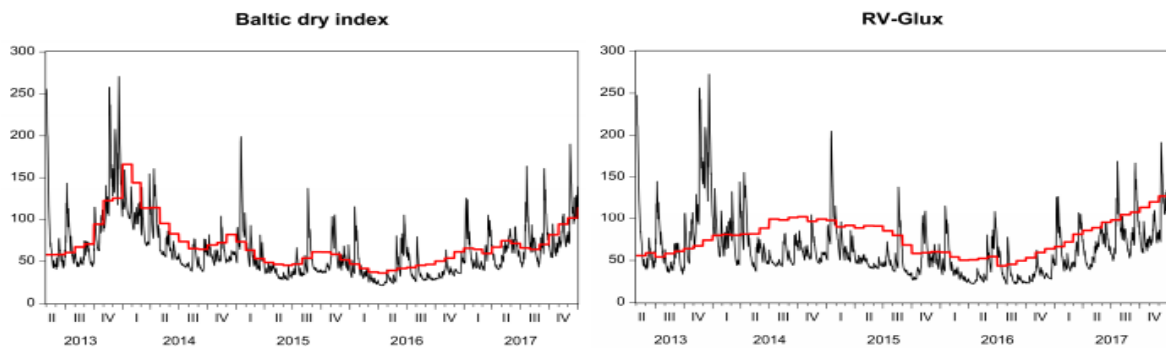
Prema (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018) gornja tablica prikazuje procjene parametara za GARCH-MIDAS modele. Izračuni za α i β prikazuju da su zadovoljeni uvjeti o stacionarnosti kovarijance. Realizirana volatilnost S&P500 indeksa koristi se kao prva objašnjavajuća varijabla za dugotrajnu volatilnost cijene Bitcoina. Dokazano je da volatilnost S&P500 indeksa ima negativan, i jako signifikantan utjecaj na dugotrajnu volatilnost cijene Bitcoina. Implicirano je da povećanje volatilnosti S&P500 indeksa za jednu standardnu devijaciju ovaj mjesec, uzrokuje smanjenje dugotrajne volatilnosti Bitcoina za 17% sljedeći mjesec.

Zatim, prema (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018) VIX i RV-Glux su također u negativno koreliranom odnosu s dugotrajnom volatilnosti cijene Bitcoina. Za razliku od toga, VRP (eng. *Variance Risk Premium*) prema dobivenim rezultatima ima signifikantan pozitivan utjecaj na dugotrajnu volatilnost Bitcoina, pri čemu se to objašnjava s većom razinom ekonomske neizvjesnosti.

Jednako tako, prema (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018) empirijskim je putem dokazano da postoji jaka povezanost između Baltic Dry Indexa, te dugotrajne volatilnosti cijene Bitcoina. Dokaz o postojanju procikličkog ponašanja volatilnosti cijene Bitcoina je iznimno vrijedno pažnje, s obzirom na to da je ono u suprotnosti s dosta dokazivanim protucikličkim odnosom financijskih volatilnosti.

Prema (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018) sukladno Akaike i Bayesian informacijskim kriterijima, preporučeni GARCH-MIDAS model za volatilnost Bitcoina baziran je na Baltic Dry Indexu. Lijevi dio panela slike prikazuje dugotrajne i kratkotrajne komponente ovih specifikacija. Približno 65% u varijacijama mjesečne uvjetovane volatilnosti (eng. *monthly conditional volatility*) može biti objašnjeno u promjena dugotrajne volatilnosti. Za komparaciju, desni dio slike 3 prikazuje dugotrajne i kratkotrajne komponente za model baziran na volatilnosti indeksa luksuznih dobara. Jasno je iz grafova vidljivo da Baltic Dry Index ima jaču objašnjavajuću moć u volatilnosti Bitcoina od indeksa luksuznih dobara.

Slika 3: Prikaz dugotrajnih i kratkotrajnih komponenti volatilnosti procijenjenih GARCH-MIDAS modelom

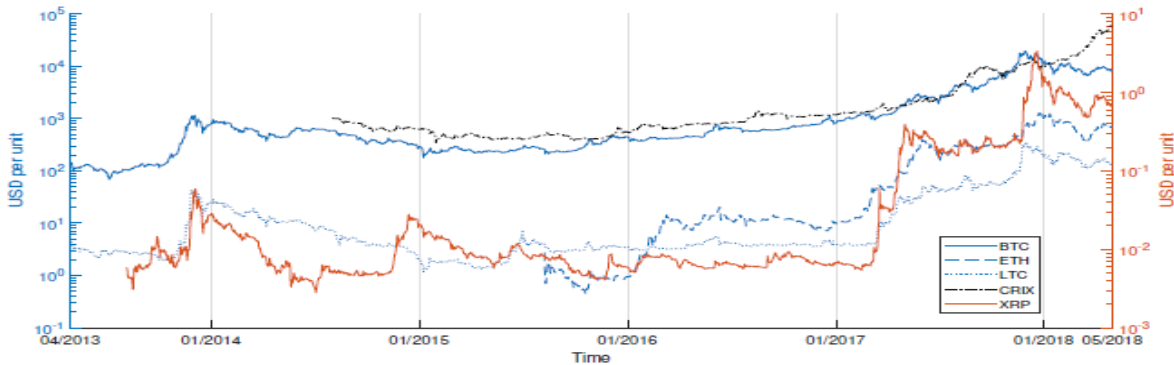


Izvor: (Conrad, Custovic, i Ghysels, 2018)

(Walther i Klein, 2018) korištenjem GARCH-MIDAS modela za previđanje dnevnih, tjednih i mjesečnih volatilnosti za 4 najkapitaliziranije kriptovalute poput Bitcoina, Etheruma, Litecoina, Ripplea, i indeksa CRIXa, određuju najvažnije egzogene pokretače volatilnosti na tržištu kriptovaluta, te dolaze do rezultata da *Global Real Economic Activity* dominira nad ostalim ekonomskim i financijskim pokretačima. Korištenjem GARCH-MIDAS modela volatilnost se razdvaja na kratkoročnu i dugoročnu komponentu, te se kratkoročna komponenta objašnjava GARCH(1,1) procesom, dok se dugoročna komponenta opisuje MIDAS tehnikama, te su se rezultati procjenjivali HMSE-om (*Heteroskedasticity-adjusted Mean Squared Error*) i HMAE-om (*Heteroskedasticity-adjusted Mean Absolute Error*). Ispitali su korisnost egzogenih pokretača za predviđanje dnevne, tjedne, i mjesečne volatilnosti, te su od ukupno 14 različitih indikatora, poput S&P500, MSCI Emerging Markets 50 i slično, zaključili da GREA dominira nad ostalim indikatorima, te da jedino prosječna kombinacija svih modela pokazuje bolje performanse od nje, što upućuje na zaključak o korisnosti informacija koje sadrže druge egzogene varijable, te diversifikacijski utjecaj koji imaju, s obzirom na samu decentraliziranost

tržišta kriptovaluta, te nepostojanja jednog isključivog faktora, već cjelokupne njihove mreže i interakcije.

Slika 4: Prikaz kretanja logaritmiranih cijena za Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, te CRIX



Izvor: (Walther i Klein, 2018)

(Catania, Grassi, i Ravazzolo, 2018) naglašavaju kako kriptovalute imaju puno zajedničkih karakteristika s klasičnim financijskim vremenskim serijama, poput vremenski različite volatilnosti, ekstremnih opservacija, te asimetričnih reakcija volatilnog procesa na prošle opservacije. Jednako tako, smatraju kako dosad korišteni modeli poput GARCH modela trebaju biti zamijenjeni boljim alternativama, poput *Score Driven* modela. Kako bi se ocijenile performanse modela koristi se Quasi-Like (QLIKE) funkcija gubitka, te se GARCH model koristi kao benchmark. Promatrane su 4 najreprezentativnije kriptovalute: Bitcoin, Ethereum, Litecoin, te Ripple, čija je ukupna tržišna kapitalizacija iznosila 185.5 mlrd. \$, što čini 73% ukupne vrijednosti tržišta kriptovaluta. Rezultati provedenog istraživanja sugeriraju da se korištenje sofisticiranijih modela volatilnosti koji uključuju učinak poluge i vremenski ovisnu nagnutost (eng. *skewness*) mogu poboljšati predviđanja volatilnosti na različitim horizontima od 1% do 6% u usporedbi sa standardnim alternativama, što može imati potencijalne koristi u portfolio optimizaciji i modeliranju volatilnosti.

Tablica 5: Prikaz vrijednosti QLIKE-a za 5 modela

| | \mathcal{M}_1 | \mathcal{M}_2 | \mathcal{M}_3 | \mathcal{M}_4 | \mathcal{M}_5 | \mathcal{M}_1 | \mathcal{M}_2 | \mathcal{M}_3 | \mathcal{M}_4 | \mathcal{M}_5 |
|----------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | Bitcoin | | | | | Ethereum | | | | |
| $h = 1$ | 1.00 | 0.99 | 0.99 | 1.00 | 0.99 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| $h = 7$ | 1.00 | 0.97 | 0.97 | 0.99 | 0.98 | 1.00 | 0.97 | 0.98 | 0.98 | 1.00 |
| $h = 14$ | 1.00 | 0.97 | 0.97 | 0.99 | 1.02 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.04 |
| | Ripple | | | | | Litecoin | | | | |
| $h = 1$ | 1.00 | 0.97 | 0.97 | 0.99 | 0.96 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.02 | 1.02 |
| $h = 7$ | 1.00 | 0.98 | 0.98 | 1.01 | 0.97 | 1.00 | 0.98 | 0.97 | 0.99 | 0.98 |
| $h = 14$ | 1.00 | 0.99 | 0.99 | 1.02 | 0.98 | 1.00 | 0.94 | 0.94 | 0.97 | 0.94 |

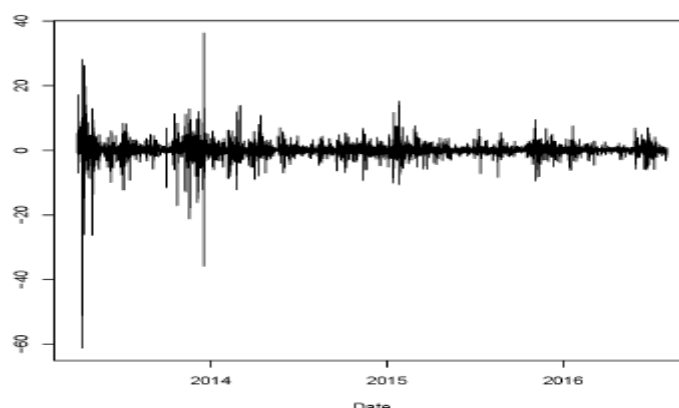
Izvor: (Catania, Grassi, i Ravazzolo, 2018)

U gornjoj tablici prikazane su vrijednosti QLIKEa za navedene kriptovalute u horizontima od 1, 7, i 14 dana. Ispitano je 5 modela: M1 – GARCH model, M2 – Score Driven GHSKT model, te njegove 3 razrade, M3 – *leverage*, M4 – vremenski ovisan *skewness*, te M5 – frakcijska integracija u procesu volatilnosti. Ako se vrijednost QLIKE-a nalazi ispod 1, upućuje se na bolje performanse u odnosu na M1, i obrnuto.

2.3 RIZICI I VOLATILNOST PRINOSA NA KRIPTOVALUTE

Prema (Bariviera, Basgall, Hasperue, i Naiouf, 2017) unutarodnevni (satni) podaci upućuju na volatilnost prinosa s trendom opadanja tijekom promatranog perioda. Deskriptivnom statistikom uočeno je smanjenje *skewnessa* i *kurtosisa* s povećanjem vremenskih razmaka (eng. *span*), što se može protumačiti kao lagani trend ponašanja prema Gaussovoj distribuciji.

Slika 5: Prikaz prinosa na Bitcoin (raspon 5 sati)



Izvor: (Bariviera, Basgall, Hasperue, i Naiouf, 2017)

Prema (Letra, 2016) od samog inoviranja 2009. godine, cijena Bitcoina je dosegla određene vrhunce, ali i pokazala veliku dozu nestabilnosti, čime među investitorima i ostaloj javnosti nema jasno naznačenih zaključaka o tome radi li se o špekulativnoj zamci ili sigurnoj valuti, odnosno postoje li neka dugoročna obećanja, ili samo kratkoročna zarada. Tako su primjerice, u nedostatku konkretne fundamentalne vrijednosti, sentiment investitora, utjecaj određenih događaja, te utjecaj mreže korisnika, pokazali znatan utjecaj na Bitcoin. Tako su se događaji, poput kineske zabrane bankama 2013. godine da posjeduju Bitcoin, ili bankrota Mt. Gox-a 2014. godine, pokazali iznimno relevantnim za tržište Bitcoina i ostalih kriptovaluta. Jednako tako, što je veća mreža korisnika, i kupaca i trgovaca, odraz te posljedice pokazat će se pozitivno na samo tržište kriptovaluta. Tako je primjerice porast volatilnosti započeo sa sve većim i većim porastom cijena, gdje se prvi jasniji vrhunac dogodio 2013. godine. Jasna se razlika može uočiti između pozitivnih i negativnih događaja i informacija, gdje se čak po nekim autorima, poput Kristoufeka, pri pozitivnim događajima stvara pretjerani optimizam, koji je često praćen precjenjivanjem vrijednosti, a većinom vođen neprofesionalnim investitorima, te neupućenoj javnosti. Tako se kroz navedenu logiku proteže i pitanje stvaranja balona (eng. *bubble*), nastajanja tržišnih neefikasnosti, te ponovnog povećanja volatilnosti u usporedbi s već postojećim tržištima.

Prema (Symitsi i Chalvatzis, 2018) korištena je baza podataka od 1519 opservacija cijena za svaku vrstu imovine. Deskriptivnom statistikom utvrđene su vrijednosti za kategorije srednje vrijednosti, standardne devijacije, *skewnessa*, te *kurtosisa*. Zanimljivo je za istaknuti da je za devizne tečajeve prinos negativan, što upućuje na jačanje US dolara u promatranom periodu, dok se suprotno tome pozitivni prinosi očituju u kategorijama dionica, obveznica, te nekretninama, što se da iščitati iz kategorije srednje vrijednosti (eng. *mean*). S obzirom na trend rasta na dioničkom tržištu, kao posljedica se javlja prosječan negativan prinos na zlato, ali jednako tako i opadajuća cijena nafte. Nasuprot tome, BPI (*Bitcoin Price Index*) pokazuje prosječni povrat od 136% na godišnjoj razini, te godišnju standardnu devijaciju 87%, što je gotovo duplo rizičnije nego indeks zlata HUI, koji je iduća najrizičnija imovina.

Tablica 6: Prikaz rezultata deskriptivne statistike

| Variable | Description | Mean (%) | StDev (%) | Min (%) | Max (%) | Skew | Kurt |
|----------|---------------------------------|----------|-----------|----------|---------|---------|---------|
| AUD | AUDUSD | -0.0160 | 0.6708 | -4.0200 | 3.3300 | -0.0865 | 2.7072 |
| EUR | EURUSD | -0.0103 | 0.5615 | -2.2300 | 2.6400 | 0.1013 | 1.8473 |
| GBP | GBPUSD | -0.0113 | 0.5642 | -7.9500 | 2.8100 | -1.7572 | 27.4827 |
| NZD | NZDUSD | -0.0050 | 0.7349 | -4.3200 | 3.5100 | -0.0808 | 2.5159 |
| CAD | CADUSD | -0.0148 | 0.5108 | -2.9100 | 2.9100 | 0.0732 | 2.7139 |
| CHF | CHFUSD | -0.0035 | 0.6660 | -2.4900 | 12.1000 | 4.5993 | 77.2008 |
| JPY | JPYUSD | -0.0236 | 0.6205 | -3.6200 | 3.4900 | 0.0137 | 3.9200 |
| DXY | US Dollar Index | 0.0149 | 0.4496 | -2.3700 | 2.0500 | -0.0342 | 1.9753 |
| GDX | Market Vectors Gold Miners ETF | -0.0392 | 2.5828 | -10.7700 | 11.2400 | 0.0547 | 1.2331 |
| GLD | SPDR Gold Shares | -0.0216 | 1.0276 | -8.7800 | 4.9100 | -0.5606 | 6.1752 |
| HUI | NYSE Area Gold BUGS Index | -0.0440 | 2.6674 | -12.0500 | 11.5700 | 0.1036 | 1.2966 |
| XAU | PHLX Gold/Silver Sector Index | -0.0343 | 2.5184 | -10.2800 | 10.4300 | 0.0589 | 1.1984 |
| OIH | Market Vectors Oil Services ETF | -0.0188 | 2.1169 | -10.2300 | 12.3200 | 0.3641 | 3.5503 |
| Pit | NYMEX Light Crude Oil | -0.0166 | 1.7987 | -8.9100 | 10.6200 | 0.1062 | 2.0620 |
| USO | United States Oil Fund | -0.0634 | 1.9393 | -8.3200 | 9.2400 | 0.1519 | 2.3723 |
| INDU | Dow Jones Industrial Average | 0.0453 | 0.7961 | -3.5700 | 4.2400 | -0.1268 | 2.6773 |
| SPY | SPDR S&P 500 Growth ETF | 0.0535 | 0.8357 | -4.0000 | 4.3100 | -0.2690 | 2.5030 |
| HGX | PHLX Housing Sector Index | 0.0890 | 1.4176 | -6.3300 | 6.0200 | -0.1104 | 1.8802 |
| TYX | 30-year Treasury Bond Index | 0.0097 | 1.6145 | -8.3251 | 9.7486 | 0.2721 | 2.1672 |
| BPI | Bitcoin Price Index (Coindesk) | 0.5392 | 5.5104 | -35.8400 | 64.8200 | 0.9767 | 19.2864 |

Izvor: (Symitsi i Chalvatzis, 2018)

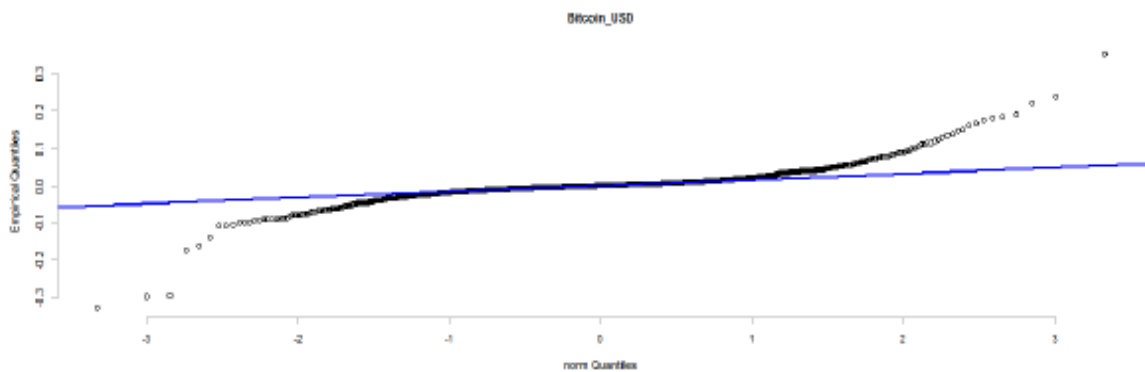
Nadalje, (Symitsi i Chalvatzis, 2018) navode kako marginalna distribucija prinosa BPI-ja ima teške (deblje) rubove, čime se pokazuje postojanje ekstremnih opservacija s velikim pozitivnim *skewness*-om i *kurtosis*-om, što je i u skladu s promatranim periodom, a predočena je gornjom tablicom. Jednako tako, Bitcoin je iskusio mnogo ekspanzija i recesija (eng. *bubbles and crashes*) od trenutka svog nastanka, pa se tako mogu identificirati brojni baloni unutar jednog perioda. Koristeći se unazadnim sup ADF testom pri 99% kritičnim vrijednostima dobivenim Monte Carlo simulacijom, utvrđeno je postojanje kratkoročnih balona u trajanju od 1 do 5 dana, ali i balona dužeg vremenskog perioda, kao primjerice lipanj – kolovoz 2012. godine, zatim siječanj – lipanj 2013. godine, zatim od studenog 2013. godine do siječnja 2014. godine, te zadnji od lipnja do srpnja 2017. godine. S nastajanjem i trajanjem navedenih balona povezuju se neki glavni događaji značajni za tržište kriptovaluta, poput bankrota Mt. Gox-a ili ciparske krize.

Pri ispitivanju dinamike volatilnosti Bitcoina sa svakom pojedinom imovinom, (Symitsi i Chalvatzis, 2018) vodili su računa i o skupljanju volatilnosti, te vremenski različitim ovisnostima (eng. *time varying dependencies*). Procjenom dinamičke uvjetovane korelacije multivarijantnim GARCH modelom dokumentirano je da se volatilnost prelijeva od Bitcoina prema nekolicini drugih imovina u periodima u kojima su se dogodili događaji bitni za tržište kriptovaluta, poput zatvaranja Silk Road-a, kolapsa Mt. Gox-a, hakiranja Bitfinex burze i slično, ali se i visoka razina reakcije cijene Bitcoina uočila i prilikom nastupa egzogenih

događaja poput financijske krize na Cipru, ili pak Britanskog referenduma o napuštanju Europske Unije.

Prema raspoloživim podacima od strane (Osterrieder i Lorenz, 2016) krajem 2016. godine, Bitcoin kao prva decentralizirana digitalna valuta je predstavljala 81% ukupne tržišne vrijednosti svih kriptovaluta, a prvih 10 najvećih kriptovaluta čak 95% ukupnog tržišta. Tradicionalna financijska tržišta često su karakterizirana brojnim valutnim krizama, šokovima na dioničkim tržištima, velikim kreditnim bankrotima i ostalim ekstremnim događajima, dok tržište kriptovaluta pokazuje čak i veće znakove volatilnosti i rizičnosti, te ekstremne rubne događaje. S obzirom na navedenu volatilnost naspram tradicionalnih valuta, autori su se u svom radu koristili teorijom ekstremnih vrijednosti, kako bi pobliže proučili vjerojatnost rijetkih i ekstremnih događaja, koji predstavljaju značajan dio upravljanja rizicima.

Slika 6: QQ-Plot prinosa Bitcoina



Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Na gornjoj slici, od strane (Osterrieder i Lorenz, 2016), prikazan je QQ-Plot empirijskih prinosa Bitcoina nasuprot kvantilima standardne normalne distribucije, te je jasno vidljivo da postoje velika odstupanja od normalne distribucije kako s lijeve, tako i s desne strane.

Nadalje, prema (Osterrieder i Lorenz, 2016), ispitana je i sama volatilnost Bitcoina u usporedbi s G10 valutama, za razdoblje od rujna 2013. godine do rujna 2016. godine. Tako je utvrđeno da je u navedenom periodu volatilnost Bitcoina bila 6 do 7 puta veća negoli volatilnost G10 valuta. Navedena činjenica potkrijepljena je podacima dolje navedene tablice, gdje su prikazane godišnje standardne devijacije prinosa.

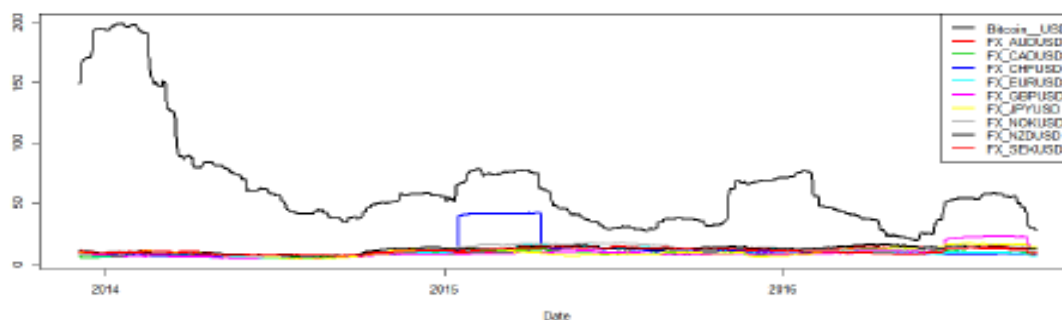
Tablica 7: Prikaz godišnjih standardnih devijacija prinosa

| Exchange rate | Annualized Volatility |
|---------------|-----------------------|
| Bitcoin/USD | 77% |
| AUD/USD | 11% |
| CAD/USD | 8% |
| CHF/USD | 14% |
| EUR/USD | 9% |
| GBP/USD | 10% |
| JPY/USD | 10% |
| NOK/USD | 12% |
| NZD/USD | 11% |
| SEK/USD | 10% |

Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Jednako tako, u radu od strane (Osterrieder i Lorenz, 2016), prikazana je 90-dnevna *rolling* volatilnost (godišnja) tečaja Bitcoin/USD, kao i svih G10 valuta. Uz veliku volatilnost prinosa Bitcoina, svakako se da uvidjeti trend postupnog pada volatilnosti s razina od gotovo 200% u početnim godinama na razine od oko 20 do 30% u 2016. godini, što može, prema autorima, navesti na zaključak da tržište Bitcoina ulazi u fazu zrelosti.

Slika 7: Prikaz 90-dnevne volatilnosti



Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Nadalje, prema (Osterrieder i Lorenz, 2016) distribucije ekstremnih vrijednosti su distribucije koje karakteriziraju rubove/repove distribucije, te se njihov značajan doprinos očituje u upravljanju rizicima, posebice s naglaskom na velike negativne prinose. Tako se u teoriji ekstremnih vrijednosti najčešće koriste dvije iznimno korisne distribucije, a to su generalna Paretova distribucija, kao i generalna distribucija ekstremnih vrijednosti. U navedenom istraživanju opisane su obje gore navedene.

Tako je prema (Osterrieder i Lorenz, 2016) prva, generalna Paretova distribucija (GPD), skupina kontinuiranih distribucija vjerojatnosti. Koristi se prvenstveno kako bi se modelirali rubovi distribucija, a objašnjena je pomoću tri parametra: lokacije, skale, te oblika. U radu je GPD provedena na 150 najvećih dnevnih negativnih prinosa, točnije na lijevi rub distribucije prinosa. U dolje navedenoj tablici nalaze se dobiveni rezultati spomenutih parametara, zajedno sa njihovom standardnom greškom, *threshold* vrijednošću koja se odnosi na navedenih 150 prinosa, kao i negativne log-likelihood vrijednosti.

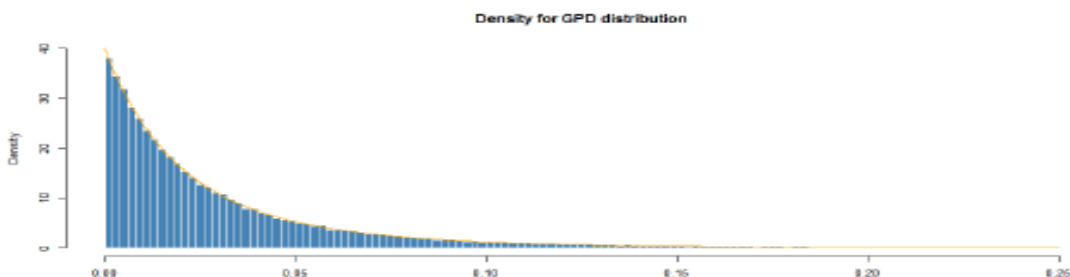
Tablica 8: Prikaz dobivenih parametara za GPD

| Exchange rate | ξ | β | ξ s.e. | β s.e. | threshold | nllh |
|---------------|--------|---------|------------|--------------|-----------|------|
| Bitcoin/ USD | 0.247 | 0.025 | 0.1 | 0.003 | 0.022 | -369 |
| AUD/ USD | -0.221 | 0.005 | 0.041 | 0.000 | 0.006 | -681 |
| CAD/ USD | -0.116 | 0.003 | 0.051 | 0.000 | 0.004 | -717 |
| CHF/ USD | -0.016 | 0.004 | 0.082 | 0.000 | 0.004 | -699 |
| EUR/ USD | 0.004 | 0.004 | 0.088 | 0.000 | 0.004 | -679 |
| GBP/ USD | 0.197 | 0.003 | 0.076 | 0.000 | 0.004 | -679 |
| JPY/ USD | 0.031 | 0.004 | 0.075 | 0.000 | 0.004 | -685 |
| NOK/ USD | -0.032 | 0.005 | 0.067 | 0.000 | 0.006 | -647 |
| NZD/ USD | -0.271 | 0.006 | 0.023 | 0.000 | 0.006 | -666 |
| SEK/ USD | 0.030 | 0.004 | 0.068 | 0.000 | 0.005 | -681 |

Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

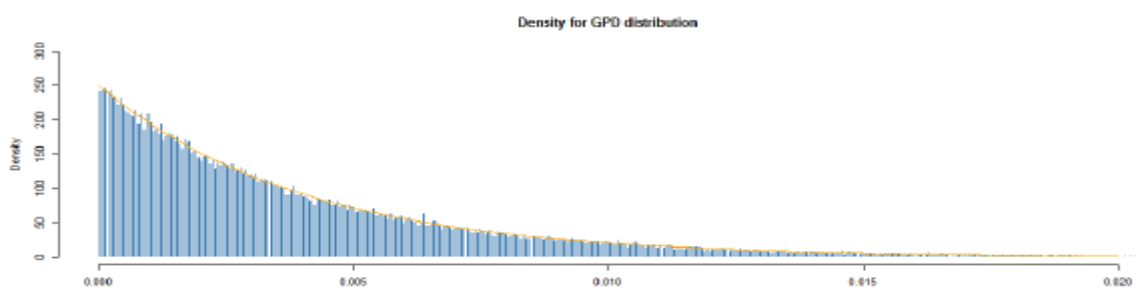
Iz dobivenih podataka jasno je vidljivo da svi G10 tečajevi imaju značajno manji parametar oblika negoli tečaj Bitcoin/USD. Na sljedeće dvije slike grafički su prikazane GPD distribucije za Bitcoin/USD s parametrom oblika 0.247, te parametrom skale 0.025, nasuprot EUR/USD s parametrom oblika 0.004, te parametrom skale 0.004. Uspoređujući dva grafička prikaza po x i y osima, jasno je uočljivo da GPD distribucija za Bitcoin/USD ima znatno veće x vrijednosti, što navodi na zaključak o većoj rizičnosti tečaja Bitcoina. (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Slika 8: Prikaz gustoće GPD distribucije sa parametrima oblika (0.247) i skale (0.025)



Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Slika 9: Prikaz gustoće GPD distribucije sa parametrima oblika (0.004) i skale (0.004)



Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Prema (Osterrieder i Lorenz, 2016), druga navedena distribucija jest generalna distribucija ekstremnih vrijednosti (GEV), koja obuhvaća skupinu kontinuiranih distribucija vjerojatnosti razvijenih unutar teorije ekstremne vrijednosti koje se kombiniraju sa Gumbel, Frechet i Weibull distribucijama ekstremne vrijednosti. GEV distribucija je često korištena kao aproksimacija za modeliranje maksima dugog (konačnog) niza slučajnih varijabli. Nadalje, rezultati parametara GEV distribucije, zajedno sa njihovim standardnim greškama, te negativnim log-likelihoodima za Bitcoin i G10 tečajeva prikazani su donjoj tablici. Svi G10 tečajevi imaju znatno manji parametar oblika negoli Bitcoin/USD.

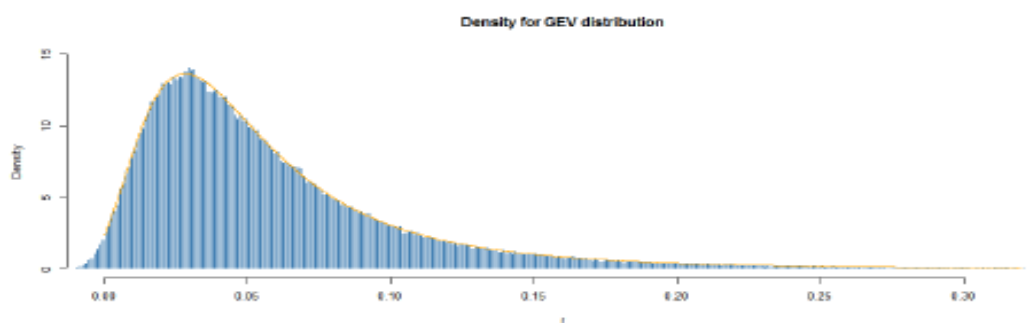
Tablica 9: Prikaz parametara GEV distribucije

| Exchange rate | ξ | σ | μ | ξ s.e. | σ s.e. | μ s.e. | nllh |
|---------------------|-------------|--------------|--------------|--------------|---------------|--------------|------------|
| Bitcoin/ USD | 0.29 | 0.028 | 0.035 | 0.126 | 0.004 | 0.004 | -95 |
| AUD/ USD | -0.136 | 0.003 | 0.011 | 0.124 | 0.000 | 0.001 | -149 |
| CAD/ USD | -0.109 | 0.003 | 0.009 | 0.107 | 0.000 | 0.001 | -156 |
| CHF/ USD | -0.077 | 0.003 | 0.009 | 0.093 | 0.000 | 0.001 | -150 |
| EUR/ USD | 0.038 | 0.004 | 0.009 | 0.164 | 0.000 | 0.001 | -139 |
| GBP/ USD | 0.254 | 0.004 | 0.008 | 0.112 | 0.000 | 0.001 | -140 |
| JPY/ USD | 0.078 | 0.004 | 0.009 | 0.131 | 0.000 | 0.001 | -140 |
| NOK/ USD | -0.025 | 0.006 | 0.010 | 0.112 | 0.001 | 0.001 | -128 |
| NZD/ USD | -0.017 | 0.003 | 0.011 | 0.137 | 0.000 | 0.001 | -147 |
| SEK/ USD | 0.132 | 0.004 | 0.010 | 0.144 | 0.000 | 0.001 | -141 |

Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

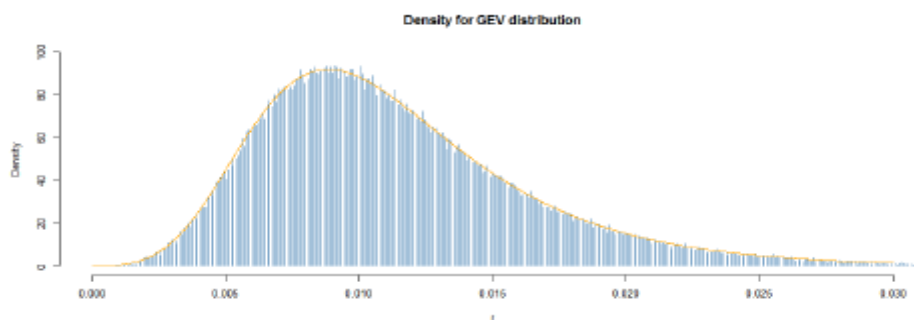
Jednako tako, grafički su prikazane GEV distribucije za Bitcoin/USD (vrijednosti parametara 0.29, 0.028, te 0.035), i EUR/USD (vrijednosti parametara 0.038, 0.004, te 0.009), te se uspoređujući ih može uočiti kako Bitcoin/USD distribucija ima znatno veće x vrijednosti, što dalje navodi na zaključak da se radi o rizičnijoj distribuciji.

Slika 10: Prikaz gustoće GEV distribucije



Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Slika 11: Prikaz gustoće GEV distribucije



Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Nadalje, (Osterrieder i Lorenz, 2016) su u radu analizirali i gubitke vezane uz investiranje u Bitcoin koji se mogu dogoditi kao posljedica ekstremnih događaja i to kroz dvije najpoznatije mjere, vrijednosti pri riziku (VaR), te očekivanog gubitka (*expected shortfall*), te naglašavaju kako je očekivani gubitak, nasuprot VaR-u, koherentna mjera rizika. U dolje navedenoj tablici nalaze se izračuni autora za VaR na razini 95% za Bitcoin i G10 valute dobiveni pomoću dvije metode: povijesnog VaR-a, te Gaussovog VaR-a, te je na temelju dobivenih rezultata utvrđeno da je VaR Bitcoina otprilike 5 puta veći negoli za bilo koju od G10 valuta, čime se ponovno dokazuje veća rizičnost Bitcoina. Primjerice, ulaganjem u Bitcoin može se očekivati gubitak veći od 5% u jednom danu, otprilike jednom u 20 dana. Uspoređujući povijesni i Gaussov VaR, lako se da zaključiti da su rezultati gotovo identični za sve G10 valute, dok se oni razlikuju u slučaju Bitcoin-a, iz čega proizlazi dokaz odstupanja Bitcoin/USD tečaja od Gaussove distribucije.

Tablica 10: Prikaz VaR-a za BTC i G10 valute

| Exchange rate | Historical VaR | Gaussian VaR |
|---------------|----------------|--------------|
| Bitcoin/USD | 0.055 | 0.068 |
| AUD/USD | 0.010 | 0.011 |
| CAD/ USD | 0.008 | 0.008 |
| CHF/ USD | 0.009 | 0.015 |
| EUR/ USD | 0.009 | 0.009 |
| GBP/ USD | 0.008 | 0.010 |
| JPY/ USD | 0.010 | 0.010 |
| NOK/ USD | 0.012 | 0.012 |
| NZD/ USD | 0.012 | 0.012 |
| SEK/ USD | 0.010 | 0.010 |

Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Tablica 11: Prikaz očekivanog gubitka za BTC i G10 valute

| Exchange rate | Historical ES | Gaussian ES |
|---------------|---------------|-------------|
| Bitcoin/ USD | 0.107 | 0.085 |
| AUD/ USD | 0.014 | 0.014 |
| CAD/ USD | 0.011 | 0.010 |
| CHF/ USD | 0.018 | 0.018 |
| EUR/ USD | 0.013 | 0.012 |
| GBP/ USD | 0.012 | 0.012 |
| JPY/ USD | 0.014 | 0.012 |
| NOK/ USD | 0.015 | 0.015 |
| NZD/ USD | 0.015 | 0.015 |
| SEK/ USD | 0.014 | 0.013 |

Izvor: (Osterrieder i Lorenz, 2016)

Nadalje, kako je već spomenuto, (Osterrieder i Lorenz, 2016) su u svom istraživanju izveli i rezultate za očekivani gubitak (*expected shortfall*) na razini 95% za Bitcoin i G10 valute. Dobiveni su izračuni koristeći se dvjema metoda: povijesnim očekivanim gubitkom, izračunatim na temelju povijesnih podataka, te Gausovim očekivanim gubitkom, dobivenim istim postupkom poput Gaussovog VaR-a. Iz rezultata proizlazi da je očekivani gubitak otprilike 8 puta veći za Bitcoin nego za ikoju od G10 valuta, ponovno ukazujući na značajno veću rizičnost Bitcoin-a. Na primjer, jednom u 20 dana može se očekivati gubitak veći od 5%, koji u slučaju Bitcoin-a prelazi 10% tog dana. Uspoređujući povijesni očekivani gubitak i Gaussov očekivani gubitak, jasno je vidljivo da su rezultati za dvije metode gotovo identični za G10 valute, dok je u slučaju Bitcoin-a Gaussov očekivani gubitak manji od povijesnog očekivanog gubitka, čime se dokazuje odstupanje Bitcoin/USD tečaja od Gaussove distribucije,

pri čemu je Bitcoin rizičniji negoli usporedna normalna distribucija s jednakom središnjom vrijednošću i standardnom devijacijom.

Jednako tako (Stavroyiannis, 2017) je glavni dio svog rada posvetio izračunu i interpretiranju VaR-a i očekivanog gubitka za 4 kriptovalute (Bitcoin, Ethereum, Ripple, te Litecoin) u periodu od kolovoza 2015. godine do srpnja 2017. godine, koristeći se filtriranom povijesnom simulacijom, te ih nakon toga usporedio sa S&P500, kao indikatorom kretanja tržišta. Dobiveni rezultati prikazani su u donjoj tablici, iz koje se jasno da zaključiti da su kapitalni zahtjevi digitalnih valuta znatno veći nego isti za S&P500 indeks. Također, može se uočiti da se Bitcoin ponaša dosta stabilnije negoli preostale 3 kriptovalute. Nadalje, autor je ispitao i tezu komiteta Basela 3 o približnoj jednakosti kvantitete mjenenog rizika 99%-tnim VaR-om i 97.5%-tnim očekivanim gubitkom za kriptovalute, te pozitivne rezultate dobio za Bitcoin i Ethereum, dok je u slučaju Ripplea i Litecoina razlika znatno veća.

Tablica 12: Prikaz rezultata VaR-a i očekivanog gubitka

| | S&P500(%) | BTC(%) | ETH(%) | XRP(%) | LTC(%) |
|------------|-----------|--------|--------|--------|--------|
| VaR(0.10) | 2.2107 | 5.5529 | 21.609 | 19.632 | 23.136 |
| ES(0.10) | 4.3368 | 11.469 | 37.636 | 34.535 | 40.136 |
| VaR(0.05) | 3.3170 | 9.3023 | 31.296 | 27.712 | 33.713 |
| ES(0.05) | 5.9861 | 15.774 | 49.479 | 45.972 | 52.530 |
| VaR(0.025) | 4.6509 | 13.445 | 42.132 | 37.004 | 45.370 |
| ES(0.025) | 8.0838 | 20.460 | 62.936 | 60.227 | 66.209 |
| VaR(0.01) | 7.1706 | 19.239 | 59.152 | 52.057 | 61.299 |
| ES(0.01) | 11.790 | 27.247 | 83.592 | 86.036 | 87.232 |

Izvor: (Stavroyiannis, 2017)

(Borri, 2019) u svom radu provodi procjenu uvjetovanog (*conditional*) rubnog rizika na tržištu Bitcoina, Ethera, Ripplea, te Litecoina, te dolazi do rezultata da su navedene kriptovalute snažno izložene rubnom riziku (*tail risk*), dok nasuprot tome nisu izložene rubnom riziku u odnosu na američko dioničko tržište ili zlato. Po pitanju likvidnosti, udio kriptovaluta u optimalnom investitorov portfelju treba biti malen. Kao dodatne varijable uzete su cijene zlata, VIX indeks, S&P400 indeks kemijske imovine (*commodity chemicals*), te S&P500 dionički indeks.

(Borri, 2019) je za svoje istraživanje odabrao kriptovalute s obzirom na tržišnu kapitaliziranost, a rezultate uvjetovane korelacije izračunao putem CoVaR-a, mjerom rizika koja omogućuje procjenu izloženosti jedne imovine rubnom riziku druge imovine, ili još češće, cjelokupnom tržištu.

(Cermak, 2017) navodi kako je zbog svoje decentraliziranosti, cijena Bitcoina isključivo pod utjecajem ponude i potražnje, što ga u kombinaciji sa svojom špekulativnom naravi čini iznimno volatilnim, i osjetljivim na vanjske događaje. U zadnje vrijeme se Bitcoinova volatilnost smanjuje s pojavom Bitcoinovih derivativa, ali i samog povećanja volumena Bitcoina u cirkulaciji. Krajem 2016. godine, približno 90% Bitcoina bilo je trgovano u kineskim juanima, čime su fluktuacije cijena bile najviše pod utjecajem događaja iz Kine. Rast cijene Bitcoina od 130% u 2016. godini se također može pripisati velikoj nesigurnosti u svijetu poput devalvacije kineskog juana, hiperinflacije u Venezueli, deprecijacije britanske funte, te Brexita, kada su investitori tražili „sigurnu luku“, te ga počeli uspoređivati sa zlatom, što se može smatrati netočnim, pošto je zlato zrela imovina gdje je potrebna veća potražnja za pomicanjem cijene.

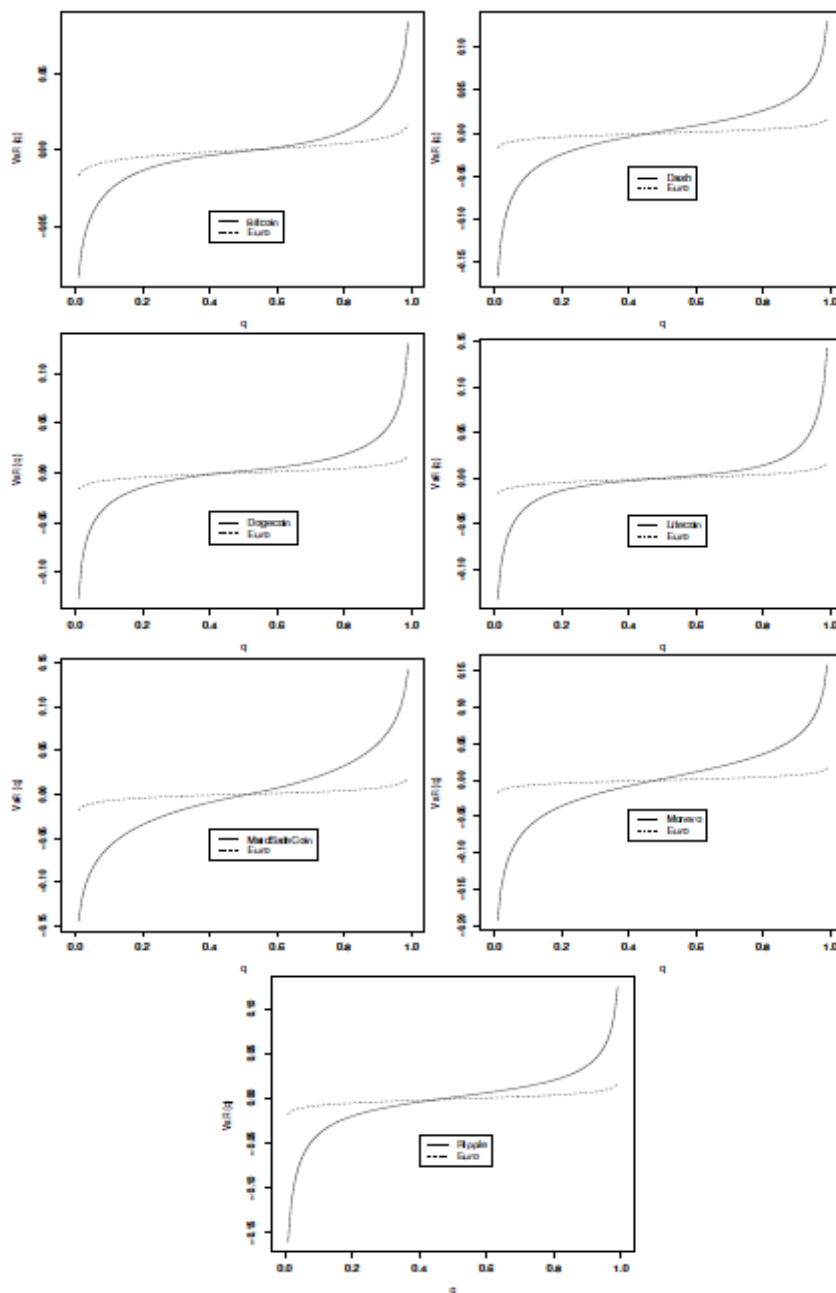
(Cermak, 2017) u svom radu prilikom ispitivanja volatilnosti cijene Bitcoina koristi GARCH(1,1) model, te logaritmizirane cijene. Zbog Bitcoinove decentraliziranosti nije preporučljivo koristiti makroekonomske varijable samo iz jedne zemlje, već iz svih regija, gdje je značaj Bitcoina velik. S obzirom na volumen trgovanja u pojedinoj valuti, najveći utjecaj ima Kina, zatim Sjedinjene Američke Države, Europska Unija, te Japan. Korišteni makroekonomski indikatori su tečaj valute, indeks dioničkog tržišta, prinos na 10-godišnju državnu obveznicu, te tromjesečna međubankovna kamatna stopa, iz sve 4 spomenute regije.

(Cermak, 2017) korištenjem GARCH(1,1) modela nastoji dokazati da se predviđanje današnje volatilnosti može postići kombinacijom kvadrata reziduala iz prošlog perioda, te volatilnosti iz prošlog perioda. Prema dobivenim rezultatima jednadžbe srednje vrijednosti Bitcoinovi prinosi su nezavisni od utjecaja svih analiziranih varijabli i ne postoje mogućnosti za arbitražu. U jednadžbi varijance, alfa (α) i beta (β) parametri statistički su signifikantni, što upućuje na činjenicu da prinosi iz prošlog perioda, i volatilnost iz prošlog perioda utječu na današnju volatilnost Bitcoina. Makroekonomske varijable iz svih regija pokazale su se značajnima u predviđanju volatilnosti Bitcoina, što upućuje na činjenicu da Bitcoin poprima ponašanje tradicionalnih valuta. Najveća osjetljivost volatilnosti Bitcoina pronađena je prilikom promjene kineskog juana, što je i očekivano s obzirom na činjenicu o velikom postotku trgovanja u toj valuti. Tako je pronađeno i da pozitivan šok volatilnosti kineskog juana smanjuje volatilnost Bitcoina, te se može smatrati sigurnom lukom u Kini. Jednako tako, istraženo je da volatilnost pokazuje znakove usporavajućeg trenda, te da ako se nastavi ovim tempom, oko 2020. godine se očekuje razina volatilnosti Bitcoina približno jednaka volatilnostima tradicionalnih valuta,

čime bi se zadovoljili određeni uvjet za njegovim funkcioniranjem kao globalne valute, što je iznimno teško bez prisustva središnje banke, koja nastoji smanjiti sistematski rizik.

Na dolje prikazanoj slici, (Chan, Chu, Nadarajah i Osterrieder, 2017) navode rezultate dobivene za rizičnu vrijednost (VaR) za 7 kriptovaluta, na temelju najbolje distribucije za svaku kriptovalutu, u odnosu na euro, iz čega je jasno da je svaka kriptovaluta rizičnija od eura, a s obzirom na gornji red VaR-a, Litecoin, MainSafeCoin i Monero imaju najveći rizik.

Slika 12: Prikaz VaR-a za 7 kriptovaluta u odnosu na euro



Izvor: (Chan, Chu, Nadarajah i Osterrieder, 2017)

3 PRINOSI NA KRIPTOVALUTE

3.1 ODREDNICE PRINOSA NA KRIPTOVALUTE

Nadalje, prema (Letra, 2016) formiranje cijena odvija se interakcijom ponude i potražnje, gdje se u slučaju kriptovaluta može govoriti o tome kako im je ponuda fiksna, ili se razvija prema unaprijed poznatom algoritmu, dok na strani potražnje veliku ulogu igraju očekivanja špekulatora, te kratkoročnih investitora, koji nastoje zaraditi na porastu cijene. Upravo to očekivanje na strani potražnje se smatra jednim od najjačih pokretača rasta cijene, pošto se fundamentalna, odnosno „fair“ tržišna vrijednost, ne da ustanoviti.

Prema (Letra, 2016) postavlja se pitanje mogućnosti predviđanja kretanja cijene kriptovaluta, kao što je to bio slučaj s tržištem dionica već dugi niz desetljeća. Tako se pod pretpostavkama efikasnog funkcioniranja tržišta (EMH), cijene mijenjaju isključivo pod utjecajem novih, nepredviđenih informacija, jer se smatra da cijene trenutno, i u potpunosti, reflektiraju sve informacije. Zbog toga ne bi bilo moguće pobijediti tržište koristeći informaciju koju već imaju svi ostali investitori, već isključivo srećom. Naravno, sve pretpostavke se svode na racionalno djelovanje svih investitora, ali pod utjecajem biheviorističkih pristupa, može se govoriti i o njihovom neracionalnom postupanju, pod utjecajem određenih predrasuda.

Jednako tako, prema (Letra, 2016) jedan od mogućih modela za predviđanje buduće cijene Bitcoina svodi se na regresijski model, čije su nezavisne varijable: broj navoda Bitcoina na Twitter-u, broj pretraga na Google tražilici, te broj pogleda na Wikipediji.

Prema (Letra, 2016) nekoliko glavnih utjecaja na cijenu Bitcoina su atraktivnost za investitore, interakcija ponude i potražnje, te razvoj makroekonomskih uvjeta. Tako se spominju i suprotstavljene strane gdje neki autori, poput Buchholza, navode da se sve svodi na utjecaje ponude i potražnje, dok drugi, poput Krisoufeka, to demantiraju, navodeći kako takvi odnosi ne postoje na tržištu kriptovaluta, prvo zbog činjenice kako kriptovalute nisu pod utjecajem monetarnih i vladajućih institucija, a drugo zbog nedostatka kamatne stope kao određenog prinosa na razdoblje držanja kriptovaluta, čime se profit svodi na špekulativni karakter tržišta, i to iz modifikacije cijena. Nadalje, autori poput van Wijka, navode kako neki makroekonomski čimbenici, poput tečaja euro-dolar, Dow Jones indeksa i cijene nafte, imaju itekako značajan utjecaj na cijenu kriptovaluta u dugom roku. Bouoiyour je 2014. godine proveo regresijsku analizu pokušavajući odrediti cijenu kriptovaluta pomoću nezavisnih varijabli poput cijene

zlata, broja ukupnih transakcija, broja pretraga na Google tražilici i slično, od čega je samo varijabla „pretrage na Google tražilici“ bila statistički značajna na razini od 1%, što ostavlja veliki prostor za daljnje istraživanje, i dodatno propitkivanje ove teme.

U radu (Letra, 2016) sprovedeno je ekonometrijsko istraživanje na cijeni Bitcoina u razdoblju od 2011. godine do 2015. godine pomoću varijabli „atraktivnost Bitcoina-a“ (*Bitcoin attractiveness*), „Ekonomija i tehnika Bitcoin-a“ (*Bitcoin Economics and Technicals*), te „Makroekonomske varijable“ (*Macroeconomics variables*). Rezultati deskriptivne statistike navode između ostaloga postojanje jakog pozitivnog trenda u posljednje 4 godine, postojanje velike volatilnosti cijene u navedenom vremenskom periodu, te postojanje leptokurtične distribucije negativno nagnute. Nadalje, prva navedena varijabla „atraktivnost Bitcoin-a“ objašnjena je pomoću pretraga na Google-u, Wikipediji, te Twitter-u. Povećani broj i frekvencija pretraga putem Internet tražilica mogu imati snažnu objašnjavajuću moć, kao dobar indikator interesa opće javnosti. Svakako je bitno istaknuti i analizu osjećaja (eng. *Sentiment Analysis*), koja se od brojnih autora definira kao povezanost između broja tweetova i razvoja tržišta, te se smatra dobrom podlogom za predviđanje tržišnog trenda u narednih 3 do 4 dana, ali i označavanja tržišta kao „medvjedeg“ ili „bikovog“. Druga varijabla „Ekonomija i tehnika Bitcoin-a“ definirana je raznim pokazateljima koji opisuju Bitcoin mrežu poput procijenjenog volumena, broja Bitcoina u optjecaju, prosječnog vremena transakcije po bloku i slično. „Makroekonomske varijable“ odnose se na egzogenost ponude Bitcoina.

Prema (Letra, 2016) uz razinu pouzdanosti od 95%, a na temelju dobivenih rezultata iz GARCH(1,1) modela varijabla vremenskog trenda (μ) predstavlja pozitivan koeficijent u iznosu 0.12826200, dokazujući time postojanje bikovog ponašanja prinosa na Bitcoin od svog nastajanja. Varijabla povezana s pretragama putem Google-a ima negativnu vrijednost od -0.02546441, dokazujući da se s povećanjem pretraga povećava opće znanje o Bitcoin-u, te se samim time njegova volatilnost smanjuje. Broj Bitcoina u optjecaju predstavlja koeficijent od -0.00000738, sugerirajući da porast u kvantiteti izaziva negativan utjecaj na prinos Bitcoina.

(Balcilar, Bouri, Gupta i Roubaud, 2017) se u svom radu za ispitivanje povezanosti između volumena trgovanja i prinosa na Bitcoin koriste neparametarskim testom uzročnosti u kvantilima (*causality-in-quantiles*), što se može smatrati jednom od brojnih tehničkih analiza, pošto pouzdana fundamentalna tehnika vrednovanja intrinzične vrijednosti samog Bitcoina/kriptovaluta još nije dostupna. Kao prednosti korištenja testa uzročnosti u kvantilima autori nabrajaju neke prednosti, od kojih su primjerice mogućnost testiranja uzročnosti u rubovima zajedničkih distribucija (*joint distribution*) varijabli, što je iznimno važno ako zavisna

varijabla ima deblje (teže) rubove – što svakako postoji u volumenu i prinosima Bitcoina. Tako se primjerice povezanost volumena i prinosa Bitcoina razlikuje u rubovima distribucije, od iste povezanosti oko srednje vrijednosti distribucije.

Deskriptivnom statistikom Bitcoinovih prinosa i volumena trgovanja za period od 2011. godine do 2016. godine, (Balcilar, Bouri, Gupta i Roubaud, 2017) su uočili veću volatilnost u volumenu negoli u prinosima, te još bitnije za njihovu analizu, obje varijable su nagnute ulijevo, s viškom *kurtosis*-a, rezultirajući nenormalnom distribucijom. Jednako tako, rezultati ADF testa pokazuju da su dvije serije stacionarne.

Nadalje, (Balcilar, Bouri, Gupta i Roubaud, 2017) su nakon provedenog ispitivanja i dokazivanja postojanja nelinearnosti između dvije varijable, analizirali postojanje nekoliko prijeloma (*breaks*) pomoću UDmax i WDmax testovima u promatranom periodu što upućuje na promjene režima u prinosima, te daljnjom analizom došli do zaključaka da se primjenom testa uzročnosti u kvantilima volumenom mogu predvidjeti prinosi, ali ne i volatilnost, i to isključivo kada tržište funkcionira oko normalnog medijana/moda, a ne u bikovim (gornji kvantili) uvjetima, ili medvjedim (donji kvantili) uvjetima.

Slika 13: Test uzročnosti u kvantilima



Izvor: (Balcilar, Bouri, Gupta, i Roubaud, 2017)

Jednako tako, (Balcilar, Bouri, Gupta i Roubaud, 2017) navode kako dokaz o predviđanju prinosa volumenom nisu pronašli u linearnom modelu. Dokazanim istraživanjem investitorima se sugerira investiranje na tržište Bitcoina kada se ono nalazi u normalnoj fazi, jer se proučavanjem volumena trgovanja mogu predvidjeti budući prinosi. Vezano za nedostatak

predvidljivosti volatilnosti iz volumena trgovanja moguće je objasniti putem MDH (*Mixture of distribution hypothesis*), koja pretpostavlja da je odnos volumena i volatilnosti ovisan o stopi protoka informacija na tržištu, pošto svi investitori ili trgovci (*traderi*) primaju informaciju u isto vrijeme, ne postoji srednjoročna (*intermediate*) ravnoteža, a zbog promjena varijabli kao odgovor na nove informacije, nemoguće je koristiti prošle podatke o volumenu kako bi se predvidjela volatilnost.

Veći dio istraživanja (Lee, Guo i Wang, 2017) su posvetili ispitivanju investitorova sentimenta (*investor sentiment*), indikatora koji se pokazao izvrsnim u situacijama kada je teško procijeniti fundamentalnu vrijednost neke imovine. Jednako tako, hipoteza postavljena u radu odnosi se na tendenciju pada prinosa onih kriptovaluta s velikim investitorovim sentimentom, i suprotno. Tako se za racionalnog investitora smatra da će na tržištu, kako bi arbitražom ispravio cjenovne nepravilnosti, prodavati one kriptovalute s velikim investitorovim sentimentom (jer se smatraju precijenjenim), dok će kupovati one s malim investitorovim sentimentom (jer se smatraju podcijenjenim), čime se očekuje zarada prinosa u budućnosti. Kao dvije procjene investitorova sentimenta, autori koriste dva pokazatelja: pokazatelj sentimenta medija, te pokazatelj prekonoćnih prinosa.

(Wang i Vergne, 2017) se u svom radu bave zanimljivom tezom o pokretačima promjena cijena kriptovaluta, a posebice Bitcoina. Tako naglašavaju da se cijena određuje s obzirom na položaj ponude i potražnje, ali i da ponuda u dugom roku ostaje približno jednaka (brzina rudarenja od približno 10 minuta između blokova), dok u kratkom roku može biti određenih fluktuacija, s obzirom na veliku predvidljivost sustava. Tako se naglašava uloga potražnje u formiranju cijene u kratkom roku, s naglaskom na snagu novih vijesti od strane medija („*buzz factors*“). S druge strane, formira se mišljenje i teza da kriptovalute generiraju vrijednost i prinose s obzirom na inovacijski potencijal koji se krije u pozadini blockchain tehnologije, te u prednostima koje donose financijskim tržištima, poput brzine transakcija, niskih troškova i slično, što upućuje na njihovu fundamentalnu vrijednost.

Tako su (Wang i Vergne, 2017) proveli regresijsku analizu, gdje su kao zavisnu varijablu uvrstili tjedne prinosa Bitcoina/kriptovalute, a kao nezavisne varijable određene su javni interes (*public interest*) – mjeren brojem web pretraga, negativna publikacija (*negative publicity*) – mjerena pretragama riječi poput prijevara, Ponzi schema ispred imena Bitcoin, tehnološki napredak (*technological development*) – mjeren napretkom u nadogradnji softverskog koda i tehnologije, te rast ponude (*supply growth*). S obzirom na dobivene rezultate, autori dolaze do zanimljivih zaključaka da je varijabla tehnološki napredak pozitivno i signifikantno povezana

sa zavisnom varijablom tjedni prinosi, te da porastom jedne standardne devijacije u tehnološkom napretku, tjedni prinosi rastu za 9%. Nadalje, porastom jedne standardne devijacije u varijabli javni interes, dolazi do pada tjednih prinosa za 10%, što se čini neobičnim rezultatom, jer se smatra da povećanje dostupnosti u javnoj sferi, uključujući medije, treba pozitivno utjecati na cijene. Jednako tako, negativan utjecaj *buzz* faktora (vijesti) se može tumačiti i sa stajališta volatilnosti, pri čemu se postojanje *buzz* vijesti može smatrati neočekivanim signalom, gdje može doći do velike prodaje kriptovalute uz posljedičan pad cijene. Najšokantniji rezultat jest onaj vezan za varijablu rasta ponude, gdje se uspostavlja pozitivna i signifikantna veza s tjednim prinosima, što upućuje na to da rast ponude dovodi do rasta prinosa, te se navodi na kontradikciju s kvantitativnom teorijom novca i ponašanjem kriptovaluta različito od tradicionalnih valuta.

Prema (Conrad, Custovic i Ghysels, 2018) u donjoj tablici je prikazano da su Google trendovi (sve web tražilice, te pretrage informacija) signifikantno pozitivno povezani s volatilnošću Bitcoina. To znači da veći broj Google pretraga uvjetuje veću razinu dugotrajne volatilnosti. Jednako tako, procijenjena su dva modela koja uključuju volumen trgovanja Bitcoina u US dolarima (US-TV), te kineskim juanima (CNY-TV). U oba slučaja pronađeni su signifikantno negativni efekti volumena trgovanja. To se može obrazložiti pretpostavkom da veći volumeni trgovanja povećavaju „povjerenje“ u Bitcoin, kao sredstvo plaćanja, te uvjetuju (predviđaju) nižu razinu volatilnosti. Još prema radu (Balcilar, Bouri, Gupta i Roubaud, 2017) analizirana je uzročna relacija između volumena trgovanja, volatilnosti i povrata na cijene Bitcoina. Kao zaključno razmatranje navedeno je da volumen trgovanja ne može biti od pomoći prilikom predviđanja volatilnosti same cijene.

Tablica 13: GARCH-MIDAS za Bitcoin specifične objašnjavajuće varijable

| Variable | μ | α | β | m | θ | ω_2 | LLF | AIC | BIC |
|----------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|-------------------------|----------|--------|--------|
| Google Trends (all) | 0.1833 *** (0.0665) | 0.1691 *** (0.0357) | 0.7863 *** (0.0450) | 2.5337 *** (0.3240) | 0.0927 ** (0.0422) | 17.7833 (14.9715) | -4628.06 | 5.4295 | 5.4486 |
| Google Trends (news) | 0.1924 *** (0.0666) | 0.1870 *** (0.0367) | 0.7558 *** (0.0428) | 2.4217 *** (0.3154) | 0.0622 *** (0.0207) | 53.9053 (42.3308) | -4614.86 | 5.4140 | 5.4331 |
| US-TV | 0.1804 *** (0.0685) | 0.1598 *** (0.0365) | 0.8079 *** (0.0429) | 3.4516 *** (0.3102) | -1.9630 ** (0.8046) | 2.1127 *** (0.6752) | -4457.43 | 5.4234 | 5.4431 |
| CNY-TV | 0.1651 ** (0.0721) | 0.1840 *** (0.0321) | 0.7731 *** (0.0386) | 2.9714 *** (0.3101) | -0.4701 * (0.2677) | 11.0465 *** (3.5819) | -3387.81 | 5.1774 | 5.2011 |

Izvor: (Conrad, Custovic i Ghysels, 2018)

(Pichl i Kaizoji, 2017) u svom radu navode kako je rast cijene Bitcoina značajna, i čak dosad neviđena pojava na financijskim tržištima, te ga označavaju sa super eksponencijalnim rastom. Također je naglašeno kako se većina potražnje generira u Kini, te da neovisno o popularnosti i

prihvaćenosti Bitcoina kao sredstva plaćanja, udio njegovih transakcija u BDP-u ne prelazi 1% u nijednoj zemlji.

3.2 USPOREDNA ANALIZA PRINOSA KRIPTOVALUTA

Prema (Gandal i Halaburda, 2016) ionako je prva kriptovaluta, Bitcoin, predstavljena 2009. godine, značajniji interes šire javnosti dogodio se 2012. godine. Tako primjerice pozitivan utjecaj mreže nastaje kada vrijednost određenog proizvoda ili usluge raste sa povećanjem broja korisnika istoga, te se u takvim okolnostima može očekivati dinamika „pobjednik odnosi sve“ i konvergencija ka jednom dominantnom „igraču“ na tržištu. Sam utjecaj mreže je, između ostaloga, iznimno svojstven tržištu valuta, gdje što je valuta popularnija, smatra se korisnijom, te lakše privlači nove korisnike. Nadalje, može se očekivati da će najpopularnije kriptovalute i dalje rasti te biti sve popularnije, dominirajući cijelim tržištem, gdje dolazimo do tzv. efekta pojačanja (*reinforcement effect*).

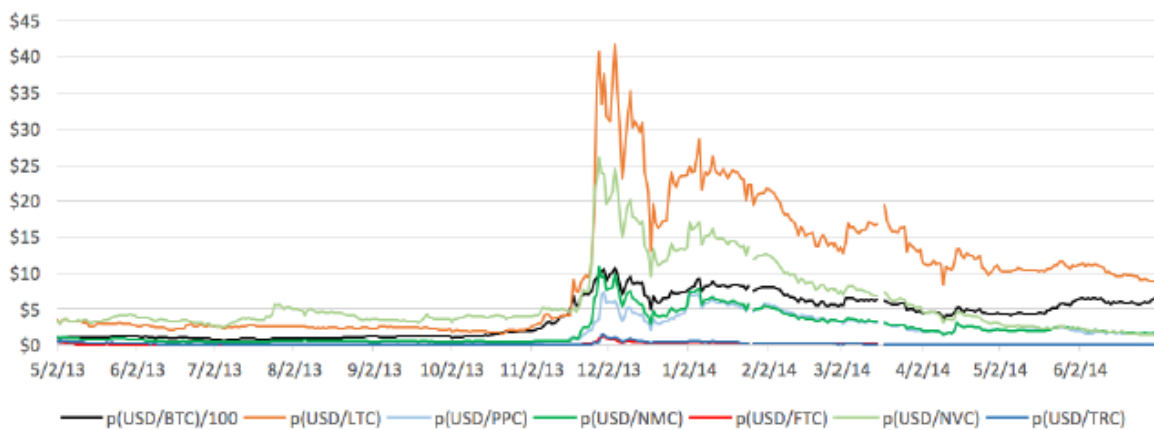
Nadalje, (Gandal i Halaburda, 2016) navode postojanje drugih kriptovaluta, razvijenih nakon Bitcoina, s jasnim ciljem nadomještanja početnih nedostatak uočenih kod Bitcoina, te se tako kao primjer navode Litecoin, Peercoin, te Novacoin, kao poboljšanje za sporo vrijeme transakcija, te postojanje unaprijed određenog broja mogućih coina, što dovodi do tzv. efekta supstitucije (*substitution effect*), odnosno mogućnosti da korisnici promjenom kriptovalute dobiju veće beneficije.

(Gandal i Halaburda, 2016) suprotstavljaju ta dva oprečna efekta, efekt pojačanja i efekt supstitucije, pri čemu za efekt pojačanja navode da kako Bitcoin postaje sve popularniji, tako će sve više ljudi vjerovati da će postati pobjednik na tržištu, što će dalje dovesti do povećanja njegove potražnje. Za drugi, efekt supstitucije, navode kako je rezultat veće kvalitete altcoina ili špekulativne dinamike, te se tako posljedično, kako Bitcoin postaje sve popularniji i skuplji, javnost sve više poprima osjećaj da je precijenjen, i traže druge altcoine za investiranje. Ako cijena altcoina raste paralelno s rastom cijene Bitcoina, to upućuje na efekt supstitucije, dok pri rastu cijene neke od kriptovaluta dođe do pada cijene ostalih kriptovaluta, riječ je o efektu pojačanja, te „pobjednik odnosi sve“ dinamici u korist te kriptovalute.

Prvo promatranje autora odnosi se na period od svibnja 2013. godine do srpnja 2014. godine, za Bitcoin i Litecoin, dvije najveće kriptovalute mjereno prema tržišnoj kapitalizaciji. Kako bi se uspostavila dinamika promjena, vremensko razdoblje podijeljeno je u 3 zasebna perioda koja su posebno analizirana: period 1 (svibanj 2013. godine – listopad 2013. godine), period 2

(listopad 2013. godine – travanj 2014. godine), te period 3 (svibanj 2014. godine – srpanj 2014. godine). Kroz navedene periode cijena Bitcoina se ponaša dosta različito. Tako je u periodu 1 raspon kretanja bio približno uzak, u periodu 2 je volatilnost iznimno porasla, što se smatra posljedicom raznih događaja poput zabrane Silk Road-a, dok se u periodu 3 cijena normalizirala, te postepeno rasla. Jednako tako, autori navode kako je u periodima 1 i 3 korelacija Bitcoina i Litecoina bila mala i negativna (-0.32 i -0.03), što upućuje na efekt pojačanja, dok je u periodu 2 korelacija bila jako pozitivna (0.93), što navodi na efekt supstitucije.

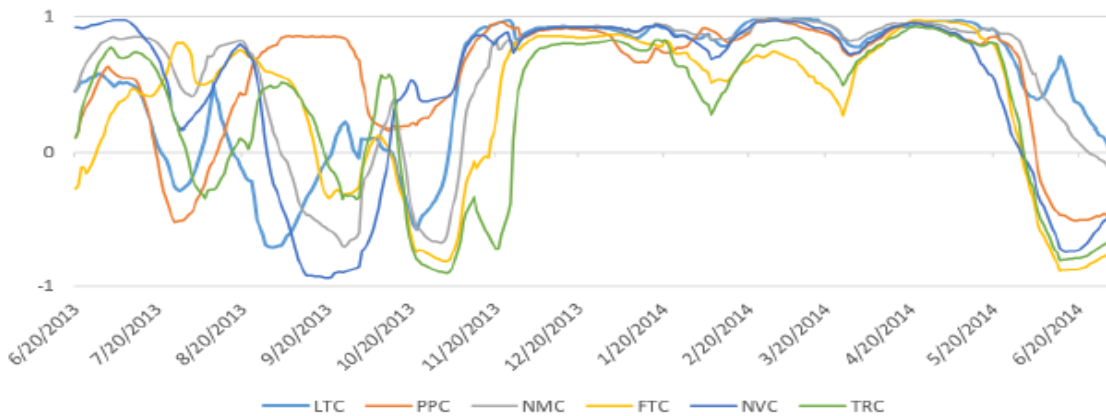
Slika 14: Prikaz kretanja cijena 7 kriptovaluta (Cijena BTC podijeljena sa 100)



Izvor: (Gandal i Halaburda, 2016)

Gornja slika prikazuje cijene svih analiziranih kriptovaluta izraženih u US dolarima. Može se uočiti da postoji određena razina korelacije, posebice u periodu naglog rasta cijene Bitcoina. Na idućoj slici jasnije je vidljiv odnos korelacija između Bitcoina i svih ostalih altcoina, te postojanje velikih varijabilnosti u periodu 1, uključujući jake pozitivne i jake negativne korelacije. U periodu 2, korelacije su jake i pozitivne, dok opet u periodu 3 korelacije pokazuju trend pada, od kojih neke dosežu jako negativne vrijednosti.

Slika 15: 50-dnevna cjenovna korelacija između altcoina i Bitcoina



Izvor: (Gandal i Halaburda, 2016)

Tablica 14: Prikaz korelacija među kriptovalutama po periodima

| PERIOD 1 | | | | | | | |
|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | $P(\frac{USD}{BTC})$ | $P(\frac{USD}{LTC})$ | $P(\frac{USD}{PPC})$ | $P(\frac{USD}{NMC})$ | $P(\frac{USD}{FTC})$ | $P(\frac{USD}{NVC})$ | $P(\frac{USD}{TRC})$ |
| $P(\frac{USD}{BTC})$ | 1 | | | | | | |
| $P(\frac{USD}{LTC})$ | -0.32 | 1 | | | | | |
| $P(\frac{USD}{PPC})$ | 0.57 | -0.29 | 1 | | | | |
| $P(\frac{USD}{NMC})$ | 0.15 | 0.74 | 0.19 | 1 | | | |
| $P(\frac{USD}{FTC})$ | 0.037 | 0.42 | 0.23 | 0.63 | 1 | | |
| $P(\frac{USD}{NVC})$ | 0.058 | -0.11 | -0.0087 | 0.072 | -0.024 | 1 | |
| $P(\frac{USD}{TRC})$ | 0.090 | 0.71 | 0.24 | 0.91 | 0.739 | -0.17 | 1 |
| PERIOD 2 | | | | | | | |
| $P(\frac{USD}{BTC})$ | 1 | | | | | | |
| $P(\frac{USD}{LTC})$ | 0.93 | 1 | | | | | |
| $P(\frac{USD}{PPC})$ | 0.89 | 0.87 | 1 | | | | |
| $P(\frac{USD}{NMC})$ | 0.94 | 0.97 | 0.92 | 1 | | | |
| $P(\frac{USD}{FTC})$ | 0.80 | 0.86 | 0.72 | 0.89 | 1 | | |
| $P(\frac{USD}{NVC})$ | 0.89 | 0.92 | 0.80 | 0.95 | 0.91 | 1 | |
| $P(\frac{USD}{TRC})$ | 0.77 | 0.85 | 0.74 | 0.87 | 0.94 | 0.90 | 1 |
| PERIOD 3 | | | | | | | |
| $P(\frac{USD}{BTC})$ | 1 | | | | | | |
| $P(\frac{USD}{LTC})$ | -0.028 | 1 | | | | | |
| $P(\frac{USD}{PPC})$ | -0.56 | 0.72 | 1 | | | | |
| $P(\frac{USD}{NMC})$ | -0.12 | 0.839 | 0.85 | 1 | | | |
| $P(\frac{USD}{FTC})$ | -0.85 | 0.42 | 0.82 | 0.53 | 1 | | |
| $P(\frac{USD}{NVC})$ | -0.70 | 0.65 | 0.88 | 0.67 | 0.92 | 1 | |
| $P(\frac{USD}{TRC})$ | -0.79 | 0.46 | 0.82 | 0.57 | 0.96 | 0.90 | 1 |

Izvor: (Gandal i Halaburda, 2016)

Jednako tako, prema (Gandal i Halaburda, 2016), u gornjoj tablici su prikazane korelacije između različitih altcoina, za svaki promatrani period. Ako se detaljnije prouče gore dobivene korelacije, lako se da uočiti da u periodu 1 Litecoin korelira slabo negativno s Bitcoinom, što indicira na blagi efekt pojačanja. Kada se prouče ostale korelacije, kako između Bitcoin i ostalih

kriptoaluta, tako i između samih altcoina, ovaj efekt više nije vidljiv, kao niti efekt supstitucije, što potvrđuju male, nekad pozitivne, nekad negativne korelacije. U periodu 2, korelacije su univerzalno pozitivne i velike, iznad 0.7, što upućuje na jaki efekt supstitucije, bez određenog „pobjednika“. U periodu 3, korelacije između Bitcoina i ostalih altcoina su negativne, ionako variraju u svojoj snazi, dok su korelacije između ostalih altcoina pozitivne i jake, što upućuje na postojanje efekta pojačanja u korist Bitcoina kao dominantne kriptovalute, tako da se obrazac „pobjednik odnosi sve“ pojavljuje samo u periodu 3.

Prema (Gandal i Halaburda, 2016) jednaki zaključci su dobiveni na temelju prinosa (postotne promjene cijena) koji su korišteni u regresijskoj analizi, te ovisno o tome dominira li efekt pojačanja ili supstitucije, povećanje popularnosti Bitcoina može uzrokovati pad ili rast vrijednosti ostalih altcoina. Tako dobiveni rezultati sprovedene regresijske analize su konzistentni s prije objašnjenim da je u periodu 2 dominantan supstitucijski efekt, dok u periodima 1 i 3 dominira efekt pojačanja.

U svom ekonometrijskom istraživanju, (Stavroyiannis, 2017) je izračunao da su korelacije kriptoaluta najveće kod para Bitcoin – Ripple (0.53), a najmanje kod para Ethereum – Litecoin (0.016).

Jednako tako, (Charfeddine i Maouchi, 2019) navode kako je pitanje LRD (*Long Range Dependence*) procesa iznimno bitno u modeliranju vremenskih serija financijskih i makroekonomskih varijabli, a očituje se karakteristikama poput hiperboličnog pada autokorelacijske funkcije prema 0, te spektralne gustoće (*density*) koja divergira prema beskonačnosti na frekvencijama oko 0. Tako naglašavaju jasnu razliku između stvarnih i lažnih LRD-a, te s osvrtom na relativno novo tržište, tržište kriptoaluta, nastoje iznijeti važne implikacije koje mogu utjecati na tezu o efikasnosti tržišta kriptoaluta.

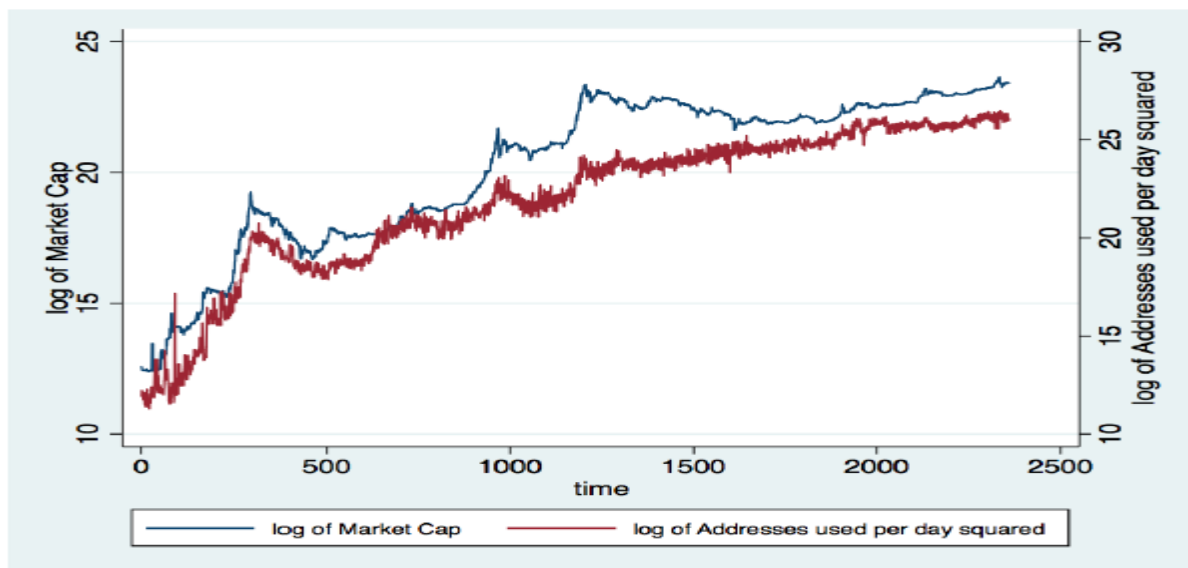
Prema dobivenim rezultatima, (Charfeddine i Maouchi, 2019) zaključuju da postoje jaki dokazi da su serije prinosa Bitcoina, Litecoina, te Ripple karakterizirane LRD ponašanjem, što se utvrdilo semi-parametarskim metodama (GPH, GSP, LW, te ELW), čime se testirala nulta hipoteza o kratkoročnoj memoriji nasuprot alternativnoj hipotezi o LRD ponašanju, te po navedenim semi-parametrima nulta hipoteza snažno odbačena. Suprotni rezultati dobiveni su na primjeru Etheruma, dok se primjenom neparametarskih testova za utvrđivanje LRD ponašanja, R/S testom ponašanje utvrdilo na primjeru Bitcoina i Ripplea, a V/S testom samo na primjeru Bitcoinovih prinosa. Po pitanju serija volatilnosti, i semiparametarski i neparametarski testovi, pokazuju snažnu evidenciju prisutnosti LRD ponašanja kod svih promatranih

kriptovaluta, pošto je nulta hipoteza o kratkoročnoj memoriji odbačena na razini od 1% signifikantnosti. Jednako tako, autori naglašavaju kako postojanje dokazane neefikasnosti tržišta kriptovaluta, s izuzetkom Ethereum, može biti rezultat promatranog perioda, te činjenice da se radi o još nezrelom tržištu.

Nadalje, (Baumöhl, 2019) je ispitivanjem korelacija između forex valuta i kriptovaluta izveo rezultate kvantilne međuspektralne analize, te ih prezentirao u obliku kvantilne koherencijske matrice za 3 kvantila (0.05, 0.50, 0.95), te sve 3 kombinacije. Jednako tako, rezultati su napravljeni za razne frekvencije: kratkoročnu, srednjoročnu i dugoročnu. Tako se primjerice kratkoročna koherencija (povezanost) od 0.46 može pronaći između Bitcoina i Litecoina pri kvantilima 0.05/0.05, kada obje kriptovalute imaju ekstremno negativne prinose, dok u slučaju ekstremno pozitivnih prinosa (kvantili 0.95/0.95) koherencija iznosi 0.27, a u slučaju medijalne ovisnosti (0.50/0.50 kvantili) koherencija je 0.7, što upućuje na zaključak da su dvije navedene kriptovalute povezane u kratkom roku, nebitno o situaciji na tržištu. Najznačajnija asimetrična povezanost (kvantili 0.05/0.95) je pronađena za Ripple, čime se smatra opravdanom sigurnom lukom. U srednjem roku, struktura je malo drukčija, te je većina kriptovaluta pozitivno povezana jedna s drugom, čak i u ekstremnim kvantilima, te se mogu pronaći diversifikacijski parovi forex valuta i kriptovaluta, poput japanskog jena i Ripplea pri kvantilima 0.05/0.05, sa signifikantnom negativnom koherencijom od -0.18, dok u isto vrijeme, u istim kvantilima, i istoj frekvenciji japanski jen i Litecoin imaju signifikantnu koherenciju od 0.22. U dugom roku, puno koherencija je pronađeno signifikantnim, no jednako kao i kod kratkoročnih koherencija, unutar ekstremnih negativnih prinosa, kvantili 0.05/0.05, pronađene su samo međugrupne negativne ovisnosti, te se smatra korisnim diversificirati među forex valutama i kriptovalutama jer su u razdoblju kriza ekstremno niski prinosi negativno asocirani.

(Cermak, 2017) kao veliku prednost Bitcoina naspram alternativnih kriptovaluta, od kojih je najpoznatija Ethereum s kriptovalutom Ether, navodi Metcalfeov zakon, ili utjecaj mreže, gdje je vrijednost mreže proporcionalna kvadratu broja korisnika, što je vidljivo na donjoj slici.

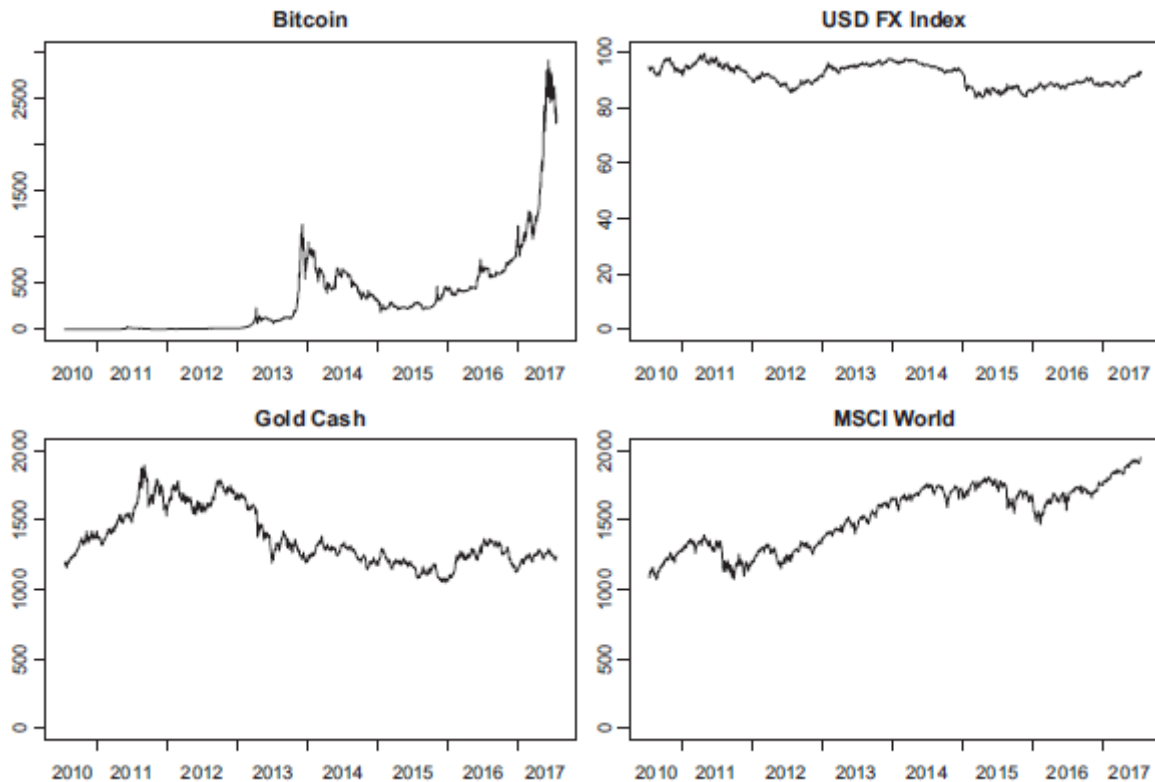
Slika 16: Prikaz Metcalfeovog zakona (zakon utjecaja mreže) na primjeru Bitcoina



Izvor: (Cermak, 2017)

3.3 USPOREDBA PRINOSA NA KRIPTOVALUTE I OSTALE OBLIKE FINANCIJSKE IMOVINE

Slika 17: Prikaz kretanja cijena za BTC, USD FX indeks, Gold Cash, MSCI World

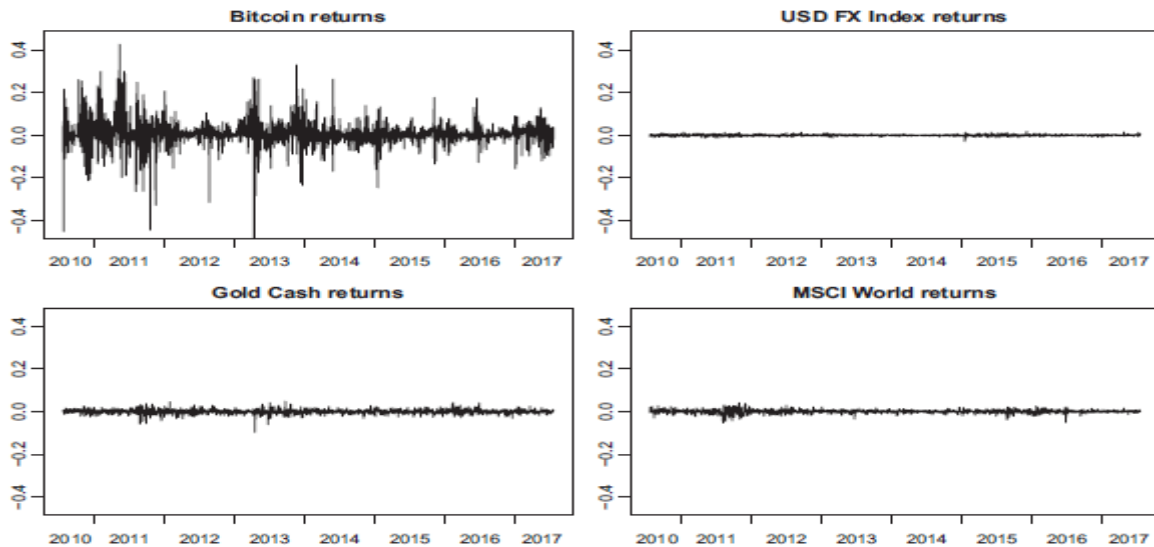


Izvor: (Baur, Dimpfl i Kuck, 2018)

Gornja slika prikazuje detaljno kretanje cijena Bitcoin-a, US dolara, zlata, te dioničkih tržišta prikazanih MSCI World Indeksom, gdje se vidi intenzivnija volatilnost Bitcoin-a, u usporedbi sa ostalim.

Nadalje, (Baur, Dimpfl i Kuck, 2018) na donjoj slici prezentiraju i vremenske serije prinosa gore spomenutih kategorija.

Slika 18: Prikaz kretanja prinosa za BTC, USD FX indeks, Gold Cash, te MSCI World

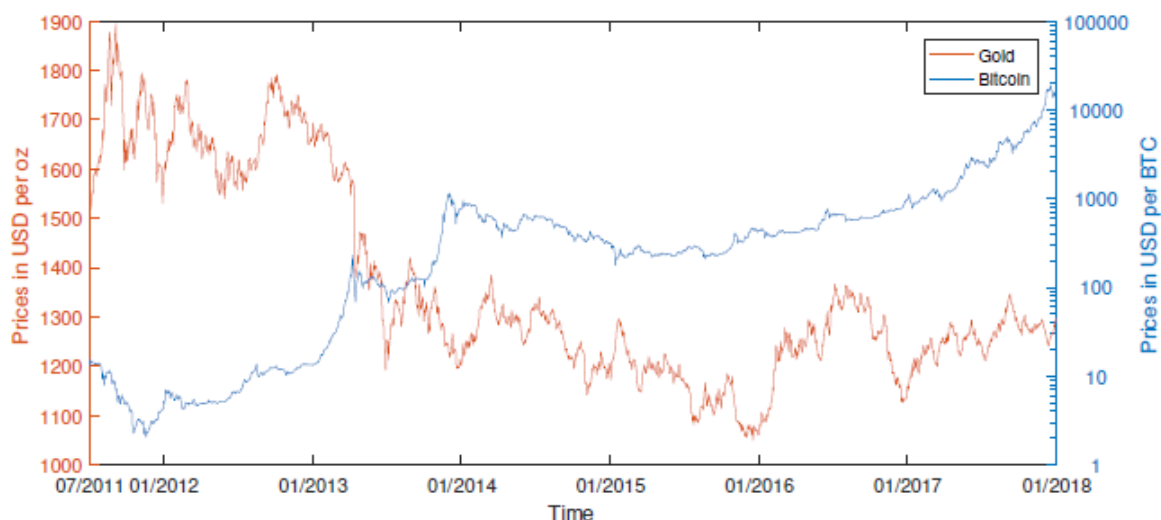


Izvor: (Baur, Dimpfl i Kuck, 2018)

Jednako tako, od strane (Baur, Dimpfl i Kuck, 2018) je naglašeno kako gornji prinosi mogu biti dosta iznenađujući s obzirom na to da Bitcoin i zlato dijele dosta zajedničkih ključnih karakteristika, poput decentraliziranosti, nevučenosti od strane vlada, mogućnosti trgovanja 24/7 i slično, dok se s valutama nazire jedna zajednička osobina, a to je mogućnost funkcioniranja kao sredstva razmjene, a bitna razlika je u tome da su valute osigurane od strane samih država.

(Klein, Walther i Thu, 2018) navode kako je CFTC (*Commodity Futures Trading Commission*) službeno proglasila virtualni novac kao imovinu, poput nafte ili zlata. Nadalje, smatraju da se Bitcoin ne može smatrati novim zlatom, iako zbog dinamike njegove volatilnosti dijeli neke aspekte sa zlatom i srebrom, ali iz portfolio perspektive, Bitcoin ne može služiti kao sigurna luka, poput zlata.

Slika 19: Prikaz kretanja logaritmiranih cijena Bitcoina i zlata

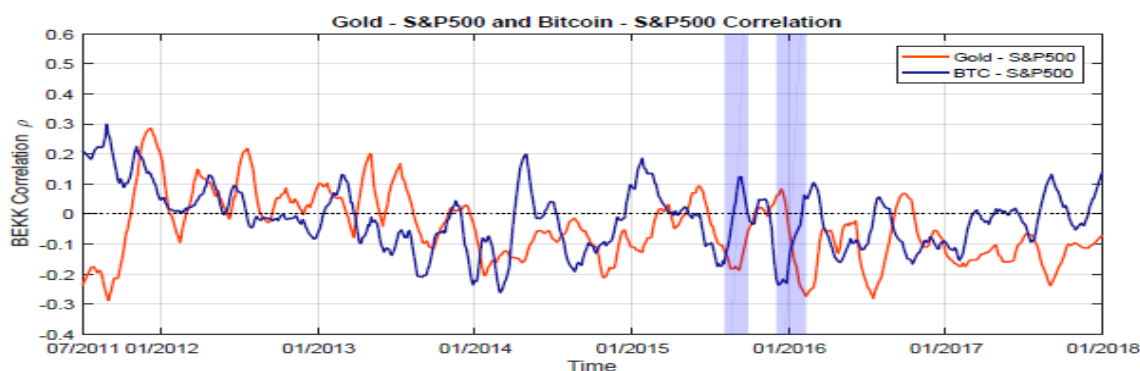


Izvor: (Klein, Walther i Thu, 2018)

(Klein, Walther i Thu, 2018) u svojoj analizi koriste varijable: Bitcoin, zlato, srebro, naftu, S&P500 indeks, MSCI World i MSCI Emerging Markets 50 indeks, za period od 2011. godine do 2017. godine. Iz dobivene deskriptivne statistike Bitcoin ima najveću srednju vrijednost i standardnu devijaciju, zlato, srebro i nafta imaju negativnu srednju vrijednost, dok indeksi imaju malu pozitivnu vrijednost. Prema dobivenim korelacijama, Bitcoin ima korelacijski koeficijent sa zlatom, S&P500 indeksom, te MSCI World-om u iznosu od 0.045 do 0.049.

Prema (Klein, Walther i Thu, 2018) na donjoj slici mogu se vidjeti izgladene (eng. *smoothed*) korelacije zlata i Bitcoina sa S&P500 indeksom dobivene BEKK-GARCH modelom. Zanimljivo je to da se korelacije zrcale od 2015. godine, te su uglavnom negativne u prosjeku, te se jasno vidi da se Bitcoin, gledano kao imovina, ponaša potpuno drukčije negoli zlato.

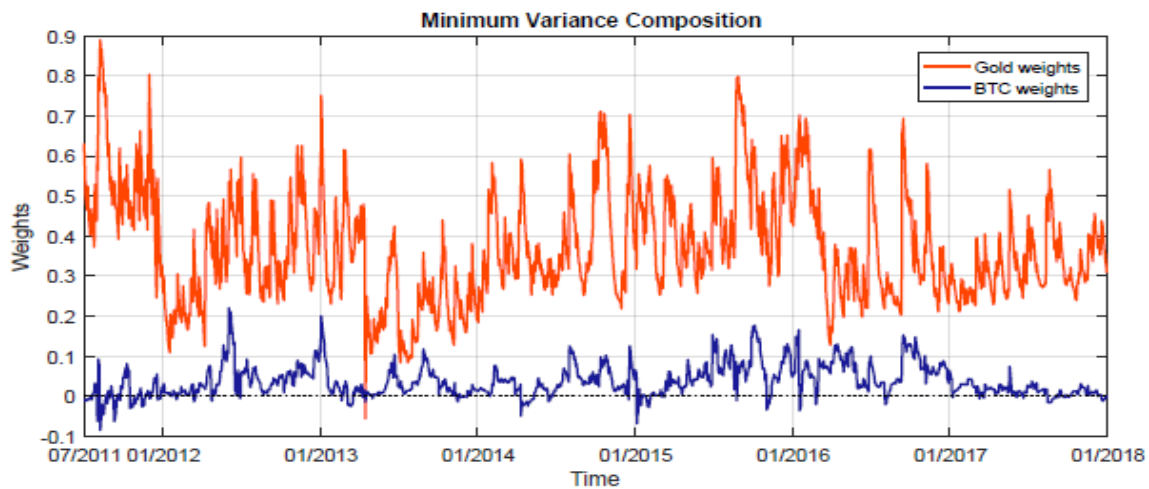
Slika 20: Prikaz izgladenih korelacija prinosa Bitcoina i zlata sa S&P500 indeksom



Izvor: (Klein, Walther i Thu, 2018)

(Klein, Walther i Thu, 2018) su također izračunali vremenski različite (eng. *time varying*) udjele portfelja zlata i Bitcoina u usporedbi s indeksima, te se udio zlata u prosjeku kreće od 36.98% za S&P500, 30.88% za MSCI World, te 42.70% za MSCI EM50. Za Bitcoin su dobiveni znatno lošiji udjeli, koji su u prosjeku od 2.92% do 4.78%, čiji se uzrok pronalazi u velikoj volatilnosti Bitcoina.

Slika 21: Prikaz vremenski različitih udjela za portfelja zlato-S&P500 i Bitcoin-S&P500



Izvor: (Klein, Walther i Thu, 2018)

(Constanza, 2018) u svom istraživanju pronalazi koeficijente korelacije Bitcoina i ostalih imovina, poput MSCI EAFE indeksa, S&P500 indeksa, te GSCI indeksa, približno jednakih 0, što upućuje na diversifikacijske mogućnosti Bitcoina u sklopu tradicionalnih portfelja.

Nadalje, (Corbet, Meegan, Larkin, Lucey i Yarovaya, 2018) analizom „prelijevanja“ (eng. *spillover*) iznose zaključke o izoliranosti tržišta kripto valuta od tržišnih eksternih šokova, što upućuje na njihovo moguće korištenje kao diversifikatora portfelja, ili „sigurne luke“. Testovi prelijevanja bazirani su na generaliziranom VAR okviru, kojim je utvrđena limitirana povezanost tržišta kripto valuta s ostalim financijskim tržištima, poput tržišta zlata, tržišta obveznica FX, S&P500, VIX, te GSCI. Analizom prelijevanja u vremenski ovisnoj domeni utvrđen je nedostatak povezanosti između tržišta pri malim frekvencijama, čime se upućuje na potencijalne koristi ulaganja u kripto valute, poput povećanja prinosa i smanjenja rizika portfelja, od strane investitora s kratkim investicijskim horizontom. Zatim, kripto valute, Bitcoin, Ripple, te Litecoin jesu međusobno povezane, te je utvrđeno da cijena Bitcoina utječe na cijenu Ripplea i Litecoina. Ispitivanjem dinamike prelijevanja među parovima, utvrđeno je postojanje pozitivnog učinka zaraze, što se može obrazložiti globalnim rastom u potražnji za

Bitcoinom i ostalim kriptovalutama. Nadalje, utvrđeno je postojanje jake osjetljivosti kriptovaluta na strukturne promjene unutar njihovog tržišta, poput promjena u regulaciji, operacijskoj efikasnosti, tehnološkim nedostacima i slično.

U donjoj tablici, prema (Corbet, Meegan, Larkin, Lucey i Yarovaya, 2018) iznose se rezultati za vrijednosti prelijevanja za razine cijena i razine volatilnosti, koristeći se generaliziranom dekompozicijom varijance. Tako primjerice volatilnost Bitcoina može objasniti samo 6.39% predviđajuće pogreške varijance Ripplea, i 26.8% Litecoina. Vrijednost prelijevanja volatilnosti u parovima od Litecoina ka Bitcoinu jest 31.69%, a od Litecoina ka Rippleu 15.95%, te ovi rezultati upućuju na to da Bitcoin i Ripple mogu biti pod utjecaj volatilnih šokova od strane Litecoina, te da su Ripple i Litecoin snažno povezani.

Tablica 15: Prikaz koeficijenata "prelijevanja"

| Levels | | | | | | | | | | |
|------------|---------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | Bitcoin | Ripple | Lite | VIX | Bond | Gold | FX | SP500 | GSCI | From |
| Bitcoin | 76.56 | 7.11 | 5.47 | 0.37 | 2.75 | 0.56 | 4.18 | 0.61 | 2.38 | 2.6 |
| Ripple | 28.37 | 60.97 | 5.19 | 1.38 | 1.59 | 0.2 | 0.51 | 1.48 | 0.32 | 4.34 |
| Lite | 42.3 | 19.62 | 31.32 | 0.48 | 0.42 | 4 | 1.17 | 0.51 | 0.18 | 7.63 |
| VIX | 1.17 | 0.77 | 0.12 | 44.71 | 6.36 | 5.77 | 2.21 | 30 | 8.87 | 6.14 |
| Bond | 0.61 | 2.58 | 4.02 | 3.58 | 57.21 | 5.85 | 5.64 | 4.18 | 16.32 | 4.75 |
| Gold | 4.48 | 0.7 | 1.58 | 2.61 | 24.9 | 48.64 | 7.36 | 8.98 | 0.75 | 5.71 |
| FX | 15.25 | 0.85 | 9.64 | 2.43 | 4.87 | 3.87 | 38.23 | 19.8 | 5.07 | 6.86 |
| SP500 | 2.1 | 1.09 | 3.3 | 20.9 | 11.9 | 4.11 | 1.68 | 41.25 | 13.67 | 6.53 |
| GSCI | 10.63 | 0.71 | 4.63 | 2.02 | 1.09 | 15.55 | 0.14 | 10.33 | 54.89 | 5.01 |
| To | 11.66 | 3.71 | 3.77 | 3.75 | 5.99 | 4.44 | 2.54 | 8.43 | 5.28 | 49.58 |
| Volatility | | | | | | | | | | |
| | Bitcoin | Ripple | Lite | VIX | Bond | Gold | FX | SP500 | GSCI | From |
| Bitcoin | 61.64 | 3.52 | 31.69 | 0.72 | 0.16 | 0.43 | 0.35 | 0.28 | 1.22 | 4.26 |
| Ripple | 6.39 | 75.25 | 15.95 | 0.14 | 0.15 | 0.16 | 0.76 | 0.12 | 1.08 | 2.75 |
| Lite | 26.8 | 5.99 | 65.35 | 0.47 | 0.34 | 0.1 | 0.26 | 0.28 | 0.41 | 3.85 |
| VIX | 0.35 | 0.75 | 0.39 | 54.02 | 4.73 | 1.39 | 5.65 | 28.73 | 3.99 | 5.11 |
| Bond | 0.42 | 0.12 | 0.51 | 7.31 | 58.15 | 6.2 | 12.95 | 7.64 | 6.7 | 4.65 |
| Gold | 1.55 | 0.27 | 0.39 | 3.18 | 7.85 | 70.68 | 6.23 | 4.44 | 5.41 | 3.26 |
| FX | 0.35 | 1.11 | 0.52 | 6.48 | 10.52 | 3.48 | 61.35 | 7.06 | 9.13 | 4.29 |
| SP500 | 0.77 | 1.19 | 0.25 | 30.87 | 5.97 | 2.49 | 5.1 | 46.87 | 6.48 | 5.9 |
| GSCI | 0.47 | 2.05 | 1.45 | 7.26 | 4.39 | 3.79 | 5.53 | 10.71 | 64.34 | 3.96 |
| To | 4.12 | 1.67 | 5.68 | 6.27 | 3.79 | 2 | 4.09 | 6.59 | 3.82 | 38.04 |

Table shows the estimated spillovers from (along columns) and to (along rows) of various combinations of financial assets, estimated using the Diebold and Yilmaz [2012] methodology.

Izvor: (Corbet, Meegan, Larkin, Lucey i Yarovaya, 2018)

Nadalje, (Liu i Tsyvinski, 2018) promatranjem 3 kriptovalute – Bitcoin, Ripple, i Ethereum – navode da su srednja vrijednost i standardna devijacija puno veće negoli kod tradicionalnih oblika imovine, te da prinosi imaju pozitivan *skewness* koji raste s porastom frekvencija od

dnevnih do mjesečnih. Prinosi kriptovaluta podložni su naglom padu i rastu, te je na primjeru Bitcoinu utvrđeno da pad cijene od 20% u jednom danu ima vjerojatnost od 0.5%, dok rast cijene 20% ima vjerojatnost 1%.

Jednako tako, (Liu i Tsyvinski, 2018) prilikom ispitivanja povezanosti tržišta kriptovaluta i dioničkih tržišta proučavaju mogu li prinosi kriptovaluta biti kompenzirani faktorima rizika s dioničkih tržišta. Utvrđeno je da su beta koeficijenti CAPM modela prilično veliki, ali i da su alfa koeficijenti također veliki i statistički značajni, te je utvrđena mala izloženost ostalim značajnim faktorima rizika s dioničkih tržišta. Također, ispitivanjem izloženosti Fama French rizičnim faktorima utvrđeno je da nisu statistički značajni i da su neznatni.

Nadalje, (Liu i Tsyvinski, 2018) izučavanjem prinosa kriptovaluta s vodećim globalnim valutama, pronađeno je da su navedene izloženosti male i da nisu statistički značajne. Proučavanjem izloženosti prinosa kriptovaluta tržištu zlata, srebra, i platine, zbog smatranja o sličnoj karakteristici kriptovaluta o očuvanju vrijednosti, utvrđeno je, izuzev izloženosti Ethereumu zlatu, da navedene izloženosti nisu statističke značajne.

Proučavanjem izloženosti prinosa kriptovaluta makroekonomskim faktorima (Liu i Tsyvinski, 2018) navode kako za Bitcoin i Ripple faktori poput neizdrživog rasta potrošnje, trajnog rasta potrošnje, rasta industrijske proizvodnje, te rasta osobnog dohotka, nisu statistički značajni i znatno su mali, dok za Ethereum postoji ovisnost o faktoru trajnog rasta potrošnje.

S naglaskom na specifične faktore tržišta kriptovaluta, (Liu i Tsyvinski, 2018) istražuju potencijalne indikatore za predviđanje prinosa poput momentuma kriptovaluta, pokazatelja za prosječnu i negativnu investitorovu pažnju, pokazatelja za omjer cijene i „dividende“, realiziranu volatilitnost, te pokazatelja za uvjete ponude. Pronađeno je postojanje signifikantnog momentuma u vremenskim serijama na dnevnim i tjednim frekvencijama za sve 3 kriptovalute, te se tako navodi da porast današnjeg prinosa Bitcoinu za jednu standardnu devijaciju predviđa rast prinosa u idućem danu za 0.33%. Grupiranjem tjednih prinosa po kvantilima pronađeno je da top kvantili dominiraju nad donjim kvantilima u rasponu 1-4 tjedna, te se kao primjer navodi vremenski horizont od jednog tjedna, u kojem prosječni prinos top kvantila iznosi 11.22% po tjednu, te Sharp omjer u iznosu od 0.45, dok prosječni prinos donjeg kvantila iznosi 2.60% po tjednu, te Sharp omjer u iznosu od 0.19. Također, utvrđeno je da je momentum efekt manje signifikantan za Ethereum, nego za Bitcoin i Ripple.

Nadalje, (Liu i Tsyvinski, 2018) navode kako velika vrijednost pokazatelja investitorove pažnje (sentimenta) predviđa velike buduće prinose u rasponu od 1-2 tjedna za Bitcoin, 1 tjedna za

Ripple, te 1, 3, 6 tjedana za Ethereum. Na primjer, porast Google pretraga riječju „Bitcoin“ za jednu standardnu devijaciju znači porast prinosa Bitcoina za 2.3% u vremenskom rasponu od 2 tjedna.

Nadalje, (Liu i Tsyvinski, 2018) konstruiranjem omjera cijene i „dividende“ za Bitcoin utvrđuju da nema nikakvu predviđajuću snagu, jednako kao indikator realizirana volatilitnost, koji se pokazao korisnim za predviđanje prinosa jedino u slučaju Ripplea, za frekvencije od 4,5 i 7 dana unaprijed.

Nadalje, (Liu i Tsyvinski, 2018) konstruiranjem pokazatelja za troškove rudarenja, kao indikatora faktora ponude, dolaze do zaključka da ima mali značaj za Bitcoin i Ripple, dok za Ethereum postoje naznake o izloženosti prinosima dionica *Advanced Micro Devices, Inc.*, jednog od glavnih proizvođača specijaliziranih hardvera za rudarenje. Analizom izloženosti različitih industrija kriptovalutama utvrđeno je da industrije poput potrošnih dobara i zdravstva imaju signifikantnu i pozitivnu izloženost kriptovalutama, dok se kod industrija proizvedenih dobara i rudarenja metala javlja signifikantna i negativna izloženost prinosima kriptovaluta. U industrijama financije, prodaja, i veleprodaja, nisu pronađene izloženosti.

(Symitsi i Chalvatzis, 2018) u svom radu koriste asimetrični multivarijantni VAR-GARCH model kako bi izučili učinke prelijevanja između Bitcoina, te energetske i tehnološke kompanije, a kao rezultati istraživanja pronađena su jednosmjerna prelijevanje prinosa i volatilitnosti, te dvosmjerni utjecaji šokova. S rastom broja Bitcoin transakcija rastu i potrebe u smislu kompjuterske snage i korištene energije, pri čemu se procjenjuje da godišnja potrošnja energije iznosi približno 57.69 TWh, što predstavlja jednaku količinu poput potreba Kuvajta. S ciljem utvrđivanja ekonomskih i dinamičkih povezanosti, korištene su varijable S&P Global Clean Energy Index, MSCI World Energy Index, MSCI World Information Technology Index, te cijene Bitcoina u vremenskom rasponu od 2011. godine do 2018. godine.

(Symitsi i Chalvatzis, 2018) navode kako energija i tehnologija, s obzirom na njihov veliki značaj u procesu rudarenja, imaju utjecaj na određivanje stope prinosa rudarima. S porastom cijena energije i tehnologija, javlja se automatski pritisak i na cijenu Bitcoina. Nadalje, utvrđeno je prelijevanje kratkoročne volatilitnosti od tehnoloških kompanija prema Bitcoinu, što se može objasniti porastom potražnje za proizvodima visoke tehnologije. Jednosmjerno dugoročno prelijevanje od Bitcoina prema fosilnim gorivima i čistoj energiji upućuju na utjecaj Bitcoina na potražnju za energijom u dugom roku. Jednako tako, utvrđeno je postojanje dvosmjernih negativnih šokova ili transmisije „negativnih vijesti“ između Bitcoina i fosilnih goriva.

Portfolio analizom utvrđeno je da prosječno optimalni udio Bitcoina u portfelju iznosi 3.84%, te da njegovim uključivanjem portfelj ostvaruje veći prinos (8.27%) i manji rizik portfelja (79.65%), u usporedbi s portfeljom bez Bitcoina (4.38% i 89.40%).

4 ULOGE KRIPTOVALUTA KAO FINANCIJSKE IMOVINE

4.1 TRGOVANJA KRIPTOVALUTAMA I ODGOVARAJUĆE STRATEGIJE

(Rohrbach, Suremann i Osterrieder, 2017) u svom radu istražuju primjenu momentum strategije na razna tržišta, uključujući tržište kriptovaluta. Ona podrazumijeva kupovanje onih imovina koje su imale dobre performanse prije, te prodaju onih vrijednosti koje su imale loše performanse, čime se smatra da je ova strategija kontradiktorna hipotezi o tržišnoj efikasnosti. Autori su koristili algoritam, kako bi generirali momentum signal, temeljen na 3 *crossover*-a eksponencijalnih pomičnih prosjeka s različitim vremenskim horizontima. U promatranim *crossover*-ima identificirani su kratkoročni, srednjoročni i dugoročni trend, te je generiran signal za svaki vremenski horizont. Takva 3 signala su kombinirana kako bi se oformio signal trgovanja. U periodima kada se kratkoročni eksponencijalni pomični prosjek nalazi iznad dugoročnog, postoji pozitivan trend, dok u suprotnom slučaju, postoji negativni trend. Jedan od promatranih signala jest dobiven kao razlika između kratkoročnog i dugoročnog eksponencijalnog pomičnog prosjeka, te ako poprima pozitivnu vrijednost radi se o pozitivnom trendu, dok se u suprotnom radi o negativnom trendu. Za ovaj signal su bitne i korelacije između navedenih vremenskih perioda, te smanjenje korelacija vodi duljem vremenskom okviru, dok povećanje korelacije rezultira u njegovom smanjenju. Kako bi simulirali tečajeve s normalnom distribucijom prinosa, autori su koristili geometrijsko Brownovo gibanje.

(Rohrbach, Suremann i Osterrieder, 2017) su proveli i *backtesting* za tržište kriptovaluta, što se prema njihovom mišljenju čini dosta otežanim, što zbog noviteta tržišta, te što zbog mogućeg nedostatka likvidnosti.

U radu (Rohrbach, Suremann i Osterrieder, 2017) je korišteno 7 kriptovaluta za istraživanje. Uočen je eksponencijalni rast Dash-a u prvim mjesecima 2017. godine, te je jednako tako utvrđeno da su primjerice kriptovalute Monero i Dash povećale svoju vrijednost za 40% tijekom promatranog perioda. Jednako tako, provedeno je i ispitivanje korelacija među aritmetičkim prinosima kriptovaluta, te je uočena jaka korelacija između aritmetičkih prinosa BTC/USD i LTC/USD, dok aritmetički prinosi svih ostalih promatranih kriptovaluta imaju slabe korelacije. Uspoređujući vremenski i međusektorski portfelj, dobiveni rezultati godišnjeg prinosa i

Sharpovog omjera za vremenski portfelj su 42.02% i 1.4843, dok dobiveni rezultati za međusektorski portfelj iznose 56.94% te 1.6793.

Slika 22: Prikaz rezultata backtestinga za vremenski i međusektorski portfelj kriptovaluta

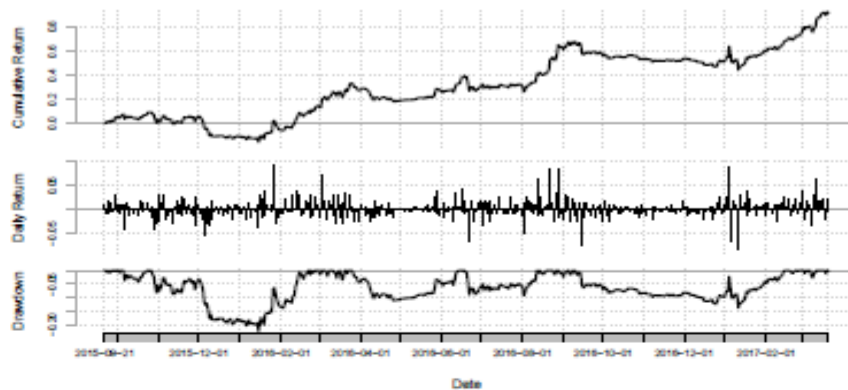


Figure 28: Backtest for cryptocurrencies, time series portfolio.

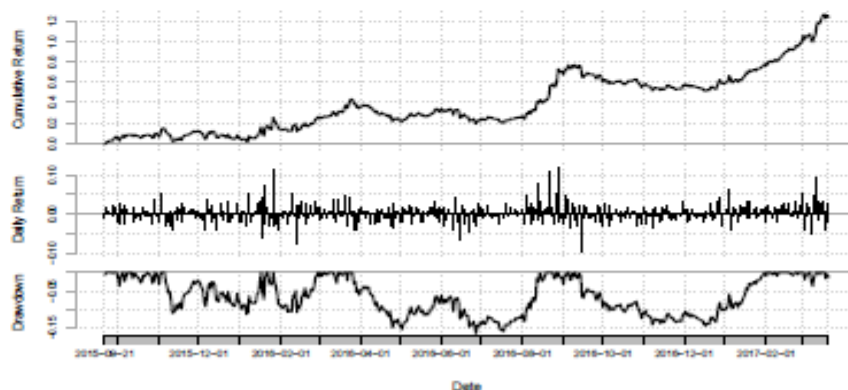


Figure 29: Backtest for cryptocurrencies, cross-sectional portfolio.

Izvor: (Rohrbach, Suremann i Osterrieder, 2017)

Na prethodne dvije slike, iz rada (Rohrbach, Suremann i Osterrieder, 2017) prikazani su kumulativni prinosi, dnevni aritmetički prinosi, te padovi za obje vrste navedenih portfelja, u razdoblju od 2015. godine do 2017. godine. Autori navode kako su slična istraživanja proveli Osterrieder i ostali 2015. godine, te kako su došli do rezultata o distribuciji prinosa kriptovaluta koja ima teže krajeve u usporedbi s tradicionalnim valutama. Nadalje, dokazano je da vremenski portfelj kriptovaluta ima puno veće padove negoli vremenski portfelj kod tradicionalnih valuta. Najveći pad magnitude 23% dogodio se između listopada 2015. godine te veljače 2016. godine, s naglaskom da tijekom toga perioda na financijskim tržištima nije bilo

značajnijih događaja. Međusektorski portfelj pokazuje slične, ali malo blaže performanse, te je također u sličnom periodu došlo do pada od 17%. Jednako tako, prikazani su i usponi od približno 14% u oba portfelja, što se omjerom rizika i prinosa održava i dalje zadovoljavajućim. Bitno je svakako istaknuti da u usporedbi s tradicionalnim valutama gdje je vremenski portfelj generirao bolje rezultate, međusektorski portfelj se čini prikladnijim za kriptovalute. Jednako tako, može se uočiti puno momentuma u kriptovalutama, ali zbog noviteta tržišta, momentum strategija se smatra još uvijek neprimjerenom.

Zaključno, prema istraživanju (Rohrbach, Suremann i Osterrieder, 2017) momentum strategija se pokazala profitabilnom za G10 valute do 2008. godine. Za valute tržišta u razvoju strategija se pokazala efikasnom, s godišnjim prinosima oko 2.48%, te Sharpovim omjerom 0.59. Za tržište kriptovaluta algoritam ostvaruje godišnje prinose od 56.94% te Sharpov omjer od 1.68. Bitno je istaknuti da *backtest* pokriva samo period od 18 mjeseci, te da u obzir nisu uzeti transakcijski troškovi i *bid-ask* razmjer. Jedan od razloga za izrazito velike prinose kriptovaluta je i jak uzlazni trend tijekom promatranog perioda. Slično kriptovalutama, i valute rastućih tržišta imaju jake, dugotrajne trendove, dok valute G10 imaju dugotrajne izvijene (*sideways*) trendove s kratkotrajnim korekcijama uspona i padova. Jednako tako, prinose se može smatrati i kao kompenzacijom za preuzete rizike, te stoga primjerice G10 valute imaju manji rizik, ali i niže prinose, dok se kod kriptovaluta uočava suprotno, veći rizici kompenzirani višim prinosima, koji su još veći korištenjem momentum strategije.

(van den Broek i Sharif, 2018) u svom radu istražuju profitabilnost trgovanja kriptovalutama koja proizlaze iz arbitražnih mogućnosti, te time zaključuju da teza o efikasnosti tržišta nije valjana za tržište kriptovaluta. Autori navode kako se tržišna efikasnost očituje u cijenama koje potpuno reflektiraju sve prošle i sadašnje javnosti dostupne informacije, te kako u praksi postoje situacije kada trenutna cijena neke imovine divergira od svoje ravnotežne cijene, ostavljajući investitorima mogućnosti za zaradu, koristeći razne strategije, između ostalog trgovanje parovima (*pairs trading*). Strategija trgovanja parovima nastala je krajem 1980-ih godina, a u svojoj osnovi podrazumijeva pronalazak parova imovine čija razlika u cijenama (*spread*), ima karakteristike povratka srednjoj vrijednosti (*mean-reversion*). U slučaju kada razlika (*spread*) divergira od svoje srednje vrijednosti, investitorima se predlaže zauzimanje kratke pozicije u precijenjenoj imovini, te duge pozicije u podcijenjenoj imovini. U trenutku kada razlika konvergira prema svojoj srednjoj vrijednosti investitori zatvore svoje pozicije, rezultirajući profitom.

(van den Broek i Sharif, 2018) također navode brojne metode kojima se ostvaruje trgovanje parovima, poput metode udaljenosti (*distance method*), kointegracijske metode, te stohastične *spread* metode. Prema dostupnoj literaturi, kointegracijska metoda se pokazala superiornijom u odnosu na ostale dvije, te se sastoji od dvije faze: formacijskog perioda, u kojem se pronalaze mogući parove imovine, te perioda trgovanja, u kojem se ispituju određene strategije.

Prema (van den Broek i Sharif, 2018) u istraživanju se pomoću primjene filtera (tržišne kapitalizacije i likvidnosti), za period od rujna 2017. godine do travnja 2018. godine, kointegracijskom metodom došlo do postojanja 31 para kriptovaluta koji pokazuju signifikantne kointegracije (sektorske i međusektorske). Primjenom jednostavnih strategija trgovanja, od ukupno 31 para, 4 su bila odabrana za testiranje 60-dnevnog perioda trgovanja. Strategije su se pokazale profitabilnima, te potvrdile tezu o postojanju arbitražnih mogućnosti na tržištu kriptovaluta, čime se odbacila teza o tržišnoj efikasnosti kriptovaluta. Jednako tako, neki od nedostataka ove analize se očituju u zanemarivanju transakcijskih troškova, primjeni strategija trgovanja, te mogućoj pristranosti u izboru parova.

Jednako tako, (Constanza, 2018) je proveo analizu pasivne i aktivne strategije upravljanja portfeljem, u kojem su bile uključene dionice i obveznice američkog tržišta, te Bitcoin, za period od 2011. godine do 2018. godine. Napravljene su razne analize portfelja s različitim udjelima svake pojedine vrste imovine, te se kao jasan zaključak nameće povećanje ukupnog prinosa portfelja s povećanjem udjela Bitcoina u tom portfelju. Nadalje, usporedbom pasivne i aktivne strategije upravljanje portfeljem, uočen je dominantno veći ukupni prinos kod aktivno upravljanog portfelja.

(Sivagourou, 2018) u svom istraživanju ispituje ponašanje tehnike aktivnog menadžmenta, *core – satellite*, s kriptovalutama. U svojoj osnovi, *core – satellite* je pristup investiranju koji kombinira indekse, s aktivno upravljanim fondovima s potencijalom za veće prinose. Uključivanje kriptovaluta u tradicionalne strategije se smatra izazovnim zbog opisa svoje prirode. Kako bi se odredio aktivan set elemenata portfelja korištena je TEDAS tehnika (*Tail Event Driven Asset allocation*). Korištena metodologija svodila se na kvantilnu regresiju na različitim kvantilima, poput 5%, 10%, 25%, 35% i 50% rubnih događaja. Među korištenim indeksima bili su S&P500, DAX30, FTSE100, NASDAQ, te Nikkei 225, dok su se kao strategije koristile hibridna strategija, podjednako rizično ponderirana strategija, volumenom podjednako ponderirana strategija, te strategija najmanje varijance. Pokazano je da je duljina prozora (*window length*) važan indikator u maksimiziranju bogatstva različitih strategija, te se

kao zaključno nameće da je teško izabrati strategiju koja pokazuje bolje performanse od svih ostalih.

(Bjordan i Opdahl, 2017) svoje istraživanje započinju činjenicom o tržištu kriptovaluta kao još uvijek mladom tržištu, s ekstremnim uvjetima za inovativnost i špekulativni rast. Nadalje, temeljem momentum indikatora, ispitivane su performanse aktivne strategije trgovanja, koje su uspoređene s pasivnim, jednako ponderiranim, „kupi i drži“ strategijama. Rezultati pokazuju da aktivne strategije ostvaruju pozitivne prinose, ali ne bolje od pasivnih strategija. Tijekom investicijskog perioda, pasivni portfelj ostvario je Sharp omjer od 295, u usporedbi s najboljom aktivnom strategijom, postotnim cjenovnim oscilatorom (*percentage price oscillator*), sa Sharp omjerom 20. Nadalje, pokazano je da bi varijanca-kovarijanca optimizacijom tradicionalni portfelj bio signifikantno poboljšan uključivanjem kriptovaluta u njega, i to u udjelu od 71%, dok veći dio znanstvene literature navodi relativno mali udio kriptovaluta. Jednako tako, analizom rizične vrijednosti i očekivanog gubitka, uočena je značajnija rizičnost kriptovaluta, što se pripisuje mogućem špekulativnom balonu na tržištu.

(Bjordan i Opdahl, 2017) navode kako se brojni ekonomisti današnjice drže mišljenja da se na tržištu kriptovaluta radi o špekulativnom balonu, što prikazuje donja slika te se kao glavni argument nameće činjenica da kriptovalute nemaju stopu prinosa, za razliku od dionica, obveznica i drugih, već isključivo porast cijena, koji se stavlja u usporedbu s upitnom fundamentalnom vrijednošću. 2017. godine na tržištu su postojale 1364 kriptovalute, te ukupna tržišna kapitalizacija od 590 mlrd. \$. Nadalje, od prosinca 2017. godine CBOE je uvela *futures* ugovore na kriptovalute, a povijesna činjenica je da se prije sloma tržišta tulipana također uvelo *futures* ugovore.

Slika 23: Prikaz kretanja nekih od najpoznatijih povijesnih špekulativnih balona



Izvor: (Bjordan i Opdahl, 2017)

(Brown i Pelosi) se u svom radu koriste tehničkom analizom, metodom pomičnih prosjeka, na uzorku od top 40 kriptovaluta po tržišnoj kapitalizaciji, kako bi pomoću 5 parametara navedene metode, usporedili ovu metodu sa strategijom „kupi i drži“ (*buy and hold*). Prema dobivenim rezultatima, metoda pomičnih prosjeka pokazala je bolje performanse za određeni broj kriptovaluta, dok je za određeni broj kriptovaluta, kupi i drži strategija primjerenija. Naglašavaju kako korištenje tehničke analize kao kategorije investicijskih tehnika u domeni financija predstavlja upotrebu matematičkih modela na temelju prošlih tržišnih uvjeta, kako bi se predvidjela budućnost tržišta, i zauzele pozicije trgovanja. Metoda pomičnih prosjeka prati dvije prosječne cijene jedne vrijednosnice kroz dva različita perioda. Metodom se računaju kratkoročni i dugoročni pomični prosjeci, te se signal (indikator) za kupnju javlja kada kratkoročni pomični prosjek prolazi iznad dugoročnog, dok se signal (indikator) za prodaju javlja kada dugoročni pomični prosjek prolazi iznad kratkoročnog. Problemi koji se javljaju povezani su s nemogućnošću kupovanja i prodavanja u točnom trenutku kada se signal pojavio, zatim vrlo bliskih oscilacija navedenih indikatora, te transakcijskih troškova koji se javljaju prilikom svake transakcije. Zbog postojanja transakcijskih troškova, uvodi se pojam postotne tolerancije (*percent tolerance*), te predstavlja razliku koja mora postojati između kratkoročnog i dugoročnog pomičnog prosjeka, kako bi se ostvario profit.

(Brown i Pelosi) su dobivene rezultate podijelili su 3 kategorije, prva kategorija za koje su dobiveni nevažeći rezultati zbog premalog uzorka podataka, druga kategorija su kriptovalute koje imaju dovoljan uzorak podataka, te metoda pomičnih prosjeka dominira nad strategijom

„kupi i drži“, te treća kategorija, koja se odnosi na kriptovalute s dovoljnim uzorkom podataka, te dominacijom strategije „kupi i drži“ nad metodom pomičnih prosjeka.

Tablica 16: Prikaz kriptovaluta za koje metoda pomičnih prosjeka dominira nad strategijom "kupi i drži"

| Currency | 1-50 | 1-150 | 5-150 | Buy and Hold |
|-----------|----------------|---------------|---------------|--------------|
| BitShares | 4,884.9% (30) | 2,378.1% (13) | 1,929.5% (10) | 1,587.7% |
| EOS | 1,276.1% (1) | 125.2% (2) | 123.3% (1) | 794.1% |
| IOTA | 415.1% (3) | 160.8% (3) | 148.9% (2) | 186.3% |
| Lisk | 1,469.3% (15) | 8,914.7% (1) | 8,458.3% (1) | 200.0% |
| Litecoin | 1,883.6% (45) | 4,200.7% (22) | 3,907.5% (15) | 3,118.4% |
| NEO | 17,175.7% (18) | 44,976.6% (2) | 42,828.0% (1) | 12,942.6% |
| Populous | 983.0% (4) | -16.8% (1) | -24.7% (1) | 605.1% |
| Steem | 1,243.6% (12) | 687.9% (3) | 568.9% (3) | 244.1% |
| Stellar | 3,836.4% (31) | 869.0% (23) | 762.9% (15) | 1,4307.5% |
| Zcash | 576.7% (11) | 258.6% (5) | 219.0% (4) | -87.9% |

| Currency | 1-200 | 2-200 | Buy and Hold |
|-----------|---------------|---------------|--------------|
| BitShares | 1,324.6% (12) | 1,312.5% (11) | 1,587.7% |
| EOS | -50.0% (1) | -50.0% (1) | 794.1% |
| IOTA | -54.2% (1) | -54.2% (1) | 186.3% |
| Lisk | 6,178.6% (2) | 6,628.5% (1) | 200.0% |
| Litecoin | 3,352.6% (20) | 3,254.5% (16) | 3,118.4% |
| NEO | 27,777.6% (2) | 29,576.5% (2) | 12,942.6% |
| Populous | -76.2% (1) | -76.2% (1) | 605.1% |
| Steem | 474.5% (3) | 452.5% (2) | 244.1% |
| Stellar | 949.7% (19) | 955.1% (17) | 1,4307.5% |
| Zcash | 134.4% (4) | 145.4% (2) | -87.9% |

Izvor: (Brown i Pelosi)

Prema (Brown i Pelosi) u gornje dvije tablice prikazani su rezultati za drugu kategoriju kriptovaluta, koja se odnosi na dominaciju metode pomičnih prosjeka nad strategijom „kupi i drži“. Omjeri 1-50 do 1-200 u gornjim redovima označavaju omjer kratkoročnog pomičnog prosjeka od 1 dana s dugoročnim pomičnim prosjekom od 50 do 200 dana. Postoci u stupcima iznose ukupne prinose, dok se brojevi u zagradama odnose na broj trgovanja. Iz rezultata je vidljivo da u nekim slučajevima, poput Bit Shares-a, parametar malog pomičnog prosjeka dominira strategiju „kupi i drži“, dok za duže prosjeke to nije slučaj. S druge pak strane, slučaj

Lisk-a, potvrđuje postojanje dominacije pomičnih prosjeka nad strategijom „kupi i drži“ za sve parametarske vrijednosti. S obzirom na broj promatranih kriptovaluta, i navedenim parametrima, 10 od 40 kriptovaluta zadovoljava iznesenu tezu o dominaciji metode pomičnih prosjeka, dok polovica kriptovaluta od ukupnog broja podržava tezu o dominaciji strategije „kupi i drži“.

4.2 KRIPTOVALUTE KAO INSTRUMENTI ZAŠTITE

Proučavajući mogućnosti hedginga (zaštite od rizika), te korelacije među različitim imovina, (Symitsi i Chalvatzis, 2018) navode kako je neuvjetovana korelacija BPI-ja (*Bitcoin Price Index*) s ostalom rizičnom imovinom izrazito niska, što navodi na uključivanje BPI-ja u portfelj. Pozitivne prosječne korelacije između kategorija valuta, zlata, nafte, te dioničkih portfelja su 0.4503, 0.9429, 0.8159, te 0.9257, što ih čini izrazito jakim, dok se s uključivanjem Bitcoina u gore navedene portfelje, njihove međusobne prosječne korelacije smanjuju na 0.3488, 0.7907, 0.5187, te 0.4982.

(Law i Vahlqvist, 2017) u svom radu nastoje dati odgovor na to može li se Bitcoin koristiti kao instrument zaštite (*hedging*) nasuprot švedskog tržišnog indeksa, te može li se Bitcoin koristiti kao diversifikacijsko sredstvo u diversificiranom portfelju. Pri odgovaranju na prvo pitanje koristili su se linearnim regresijskim modelom s dummy varijablama, dok su pri odgovaranju na drugo pitanje analizirali korelacijske matrice, te *mean-variance* metodu optimiziranja.

Jednako tako, (Law i Vahlqvist, 2017) navode na primjeru Švedske kako se upotreba Bitcoina ne smatra ilegalnom, te da se čak od strane porezne uprave naplaćuje porez na njegovo korištenje, što upućuje na visoku razinu regulacije. Neke prepreke koje spominju, po pitanju korištenja Bitcoina kao financijske imovine, jesu njegova velika volatilitnost (koja se nastoji riješiti uvođenjem *futures* ugovora na burzama), te percepcijska slika javnosti koja drži opravdanim postojanje špekulativnog balona na cjelokupnom tržištu kriptovaluta, što ga čini nestabilnim.

Nadalje, (Law i Vahlqvist, 2017) navode kao rizik problem s kojim se suočava svaki investitor, a posebice tržišni rizik, kojem je izložena svaka imovina, a varijable značajnog utjecaja su kamatne stope, cijene dionica i imovina, te devizni tečaj. Neke od metoda za zaštitu su otvaranje osiguranja, kupovanje *futures* ugovora u trgovanju i slično. Za potrebe identificiranja tržišnog

rizika na primjeru Švedske u radu se koristi OMXS30 indeks, koji obuhvaća 30 javnih kompanija kojim se najviše trguje u Švedskoj.

(Law i Vahlqvist, 2017) su prilikom ekonometrijskog istraživanja kreirali regresijski model kako bi jasno ustanovili radi li se u slučaju Bitcoina o diversifikatoru, sigurnoj luci, ili o hedge instrumentu. U svom radu (Baumöhl, 2019) navodi i podjelu imovine na diversifikatore, hedge instrumente, te sigurne luke, ovisno o razini korelacije koja se postiže s određenom drugom imovinom. Tako primjerice za diversifikatore vrijedi slaba pozitivna korelacija, za hedge instrumente u prosjeku negativna korelacija, te za sigurne luke negativna korelacija čak i tijekom perioda tržišnih kriza. Tako se među brojnim autorima nameće dilema u koju od navedenih kategorija svrstati Bitcoin, ali se konsenzus postigao oko nekih ključnih stvari poput toga da prinosi Bitcoina nisu povezani s prinosima drugih imovina, te da većina provedenih studija koristi Bitcoin kao benchmark, pošto ima najdužu povijest. Prilikom istraživanja korišteni su dostupni podaci za razdoblje od 2013. godine do 2017. godine za cijenu Bitcoina, te za indeks OMXS30.

Slika 24: Prikaz kretanja cijene Bitcoina i indeksa OMXS30



Izvor: (Law i Vahlqvist, 2017)

Napravljena su dva regresijska modela, model 1 koji je linearni regresijski model sa zavisnom varijablom prinos Bitcoina u vremenu t , nezavisnom varijablom prinos na OMXS30 indeks u

vremenu t , te konstantom i rezidualnom vrijednošću. Model 2 uključuje dummy varijable koje poprimaju vrijednost 1 ako među varijablama ne postoji veza (postojanje većih negativnih prinosa), te vrijednost 0 u suprotnom slučaju (nepostojanje većih negativnih prinosa).

Prema (Law i Vahlqvist, 2017) vrijednosti regresijskih varijabli modela 1 i 2 sažeto ukazuju na to da model 1, s negativnom vrijednošću beta 1 koeficijenta, upućuje na negativan odnos prinosa Bitcoina i OMXS30. U modelu 2, gdje su dodane dummy varijable, beta 1 koeficijent je pozitivan. Pokazatelj R-squared za model 1 iznosi 0.00056, dok za model 2 iznosi 0.00326, iz čega proizlazi da dummy varijable pospješuju model, no s obzirom na činjenicu da su vrijednosti i jednog i drugog modela dosta manje od vrijednosti 1, možemo govoriti o neadekvatnosti modela.

Tablica 17: Prikaz rezultata regresijskih modela

| | Model (1) | P-value (1) | Model (2) | P-value (2) |
|------------|------------------|--------------------|------------------|--------------------|
| α_1 | <i>0.00232</i> | <i>0.19189</i> | <i>0.00114</i> | <i>0.56426</i> |
| β_1 | <i>-0.10621</i> | <i>0.50040</i> | <i>0.05929</i> | <i>0.78697</i> |
| β_2 | | | <i>0.13358</i> | <i>0.81386</i> |
| α_2 | | | <i>0.01268</i> | <i>0.27782</i> |
| R^2 | <i>0.00056</i> | | <i>0.00326</i> | |

Izvor: (Law i Vahlqvist, 2017)

Nadalje, prema provedenom Breusch-Pagan testu utvrđeno je da su podaci korišteni za procjenu modela homoskedastični, te je također provedeno ispitivanje o autokorelaciji, te je utvrđeno da je autokorelacija u rezidualima prisutna, što ograničava korištenje regresijskog modela.

Prema (Law i Vahlqvist, 2017) za drugo istraživačko pitanje napravljena je korelacijska matrica, čiji rezultati pokazuju da Bitcoin ima najmanje korelacije među ostalom imovinom (uključuje: OMXS30, Nikkei 225, Dow Jones, Gold, Oil), te da Bitcoin i OMXS30 imaju negativnu korelaciju, približnu vrijednosti 0, što upućuje na mogućnost njegovog korištenja kao hedging instrumenta, ali jednako tako, treba naglasiti da su korelacije često nestabilne, te da se mogu mijenjati pod utjecajem ekstremnih uvjeta.

(Dyhrberg, 2016) u svom radu ispituje mogućnost korištenja Bitcoina kao sredstva zaštite, s obzirom na karakteristike koje dijeli sa zlatom, koje se najčešće koristi za zaštitu od američkog dolara, dioničkih tržišta i slično. U svom radu je koristila *Threshold GARCH* model, kako bi procijenila dinamičku povezanost između promatranih varijabli. Tako primjerice postoji tendencija među vremenskim serijama u padu volatilnosti kako prinosi rastu, te rastu volatilnosti kako prinosi padaju, što je poznato kao učinak poluge, te se smatra ključnim po pitanju asimetričnosti.

Nadalje, prema dobivenim rezultatima u (Dyhrberg, 2016) koristeći se T-GARCH(1,1) modelom pri ispitivanju povezanosti između Bitcoina i FTSE indeksa, uočava se nekoreliranost između Bitcoina i FTSE indeksa u prosjeku, što upućuje na činjenicu da Bitcoin i zlato imaju slične karakteristike. Tako se kao zaključak nameće da investitori u Ujedinjenom Kraljevstvu mogu koristiti zlato, ali i Bitcoin, kako bi se zaštitili od specifičnih tržišnih rizika.

Nadalje, prema dobivenim rezultatima u (Dyhrberg, 2016) koristeći se također T-GARCH(1,1) modelom došlo se do rezultata o mogućnosti korištenja Bitcoina kao sredstva zaštite protiv dolara, pošto su u modelu efekti na promatranim tečajevima nesigifikantni i nekorelirani u prosjeku. Rezultati također pokazuju da su sve hedging mogućnosti kratkoročne, što se smatra dovoljnim pošto se Bitcoinom trguje na vrlo velikim frekvencijama. Jednako tako, u usporedbi sa zlatom, mogućnosti korištenja Bitcoina kao instrumenta zaštite protiv dolara su kraćeg vijeka, negoli mogućnosti korištenja zlata protiv dolara.

(Borri, 2019) kao rezultate svog istraživanja navodi kako su kriptovalute snažno korelirane, neuvjetovano i uvjetovano, jedna s drugom, no da su slabo korelirane s ostalim oblicima imovine, uključujući zlato. Unatoč postojanju pozitivnih korelacija, idiosinkratični rizik može biti reduciran, te portfelji kriptovaluta pokazuju bolje riziku prilagođene i uvjetovane prinose, čime se sugerira njihovo uključivanje u investitorove portfelje. Jednako tako, u lijevom rubu distribucije, prilikom pada cijene jedne od kriptovaluta, cijene ostalih kriptovaluta također imaju tendenciju pada. Nasuprot tome, rubni događaji kod ostalih imovina nemaju signifikantan utjecaj na vrijednosti kriptovaluta. Slično tome, rubni događaji kod kriptovaluta nemaju signifikantan negativan utjecaj na druge imovine, s iznimkom VIX indeksa, čija vrijednost prilikom pada cijene Bitcoina ili Ripplea, počinje rasti.

Po pitanju hedging karakteristika, (Klein, Walther i Thu, 2018) iznose zaključak da tijekom vremena kada su prinosi na indekse bili manji od VaR-a, odnosno u vremenima kriza, Bitcoin se nije pokazao kao instrument zaštite. Za S&P500 i MSCI World, kombinacije najmanje

varijance (*min-variance*) dioničkih indeksa s Bitcoinom ostvaruje čak još manje prosječne prinose u usporedbi s čistim investiranjem u sami indeks, izuzev 10%-tnog VaR-a za MSCI World. Jedino kombinacija s MSCI EM50 indeksom ostvaruje blago veće prinose.

Nadalje, (Klein, Walther i Thu, 2018) su proveli deskriptivnu statistiku i korelacijsku matricu za CRIX indeks, te pošto najveći udio u indeksu zauzima upravo Bitcoin, dobiveni su slični zaključci kao i za Bitcoin, te je uočeno da tijekom tržišnih kriza kriptovalute slijede kretanje tržišta, te da su jako korelirane jedna s drugom, posebice u uvjetima kada se doživljava opći pad dioničkih tržišta. U usporedbi s Bitcoinom, CRIX pokazuje marginalne hedging efekte s 3 dionička indeksa, a tijekom vremena kriza, prinosi portfelja su blago poboljšani. Nadalje, posebne prednosti pronađene su u redukciji volatilnosti portfelja, gdje CRIX smanjuje volatilnost portfelja, uz povećanje prinosa, dok se u slučaju Bitcoina porast prinosa očitovao na teret povećanja volatilnosti. Dakako, u usporedbi sa zlatom, ni CRIX ne zadovoljava uvjetima da ga se smatra efektivnim hedge instrumentom.

4.3 KRIPTOVALUTE KAO IMOVINA U PORTFELJU

Prema spomenutom radu (Symitsi i Chalvatzis, 2018) , opisane su određene portfolio strategije i pokazatelji performansi kako bi se usporedili benchmark portfelji valuta, zlata, nafte, dionica i zajedničkog portfelja, s jednako navedenima kojima je pridodan Bitcoin. Tako na primjer uključivanje Bitcoina u portfelje zlata i nafte pridonosi njihovoj većoj volatilnosti, što se može objasniti velikom volatilnosti navedenih imovina koja je povezana s padom cijena. S obzirom na razlike između navedenih portfelja, kojih su izvor karakteristike uključenih imovina, postoje ipak određene konzistentnosti među njima. Velika volatilnost Bitcoina je penalizirana u *minimum variance* strategiji dodavanjem samo male proporcije kriptovaluta s udjelom ispod 10%. U većini slučajeva portfelji s Bitcoinom postigli su veći Sharp omjer, pri čemu nije nužno dolazilo do povećanja varijance ili zahtijevane premije rizika. Ovakve performanse su ostvarene čak i u slučajevima gdje je udjel Bitcoina značajno malen, na primjer u *minimum variance* portfelju, čime se da zaključiti da i investitori s averzijom prema riziku mogu profitirati.

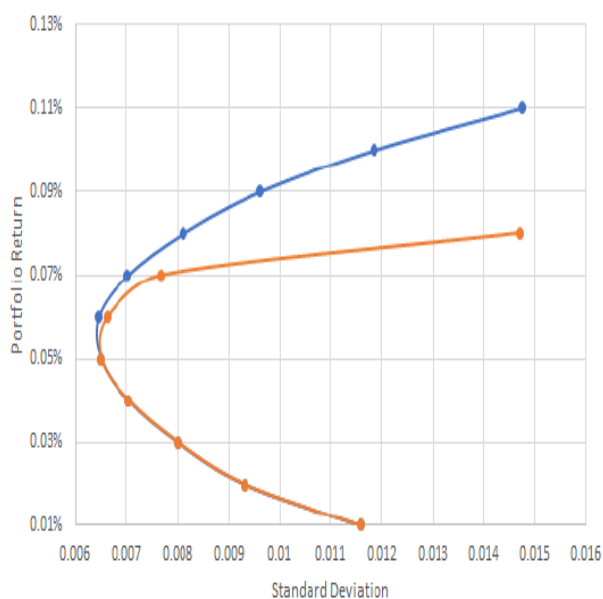
Nadalje, (Law i Vahlqvist, 2017) su prikazali i rezultate dobivene u MVO analizi za 8 različitih portfelja, koji zajedno čine efikasnu granicu, te je potvrđena teza da uključivanje Bitcoin-a u portfelj vodi ka nižem stupnju rizika u usporedbi s portfeljem koji ne uključuje Bitcoin. Vidljivo je iz grafičkog, ali i tabličnog prikaza da se portfelj s najmanjom varijancom nalazi između 0.05% i 0.06% prinosa.

Tablica 18: Prikaz prinosa portfelja sa i bez Bitcoina

| Return | SD Including Bitcoin | SD excluding Bitcoin |
|---------------|-----------------------------|-----------------------------|
| 0.01% | 0.011580 | 0.011580 |
| 0.02% | 0.009314 | 0.009314 |
| 0.03% | 0.007998 | 0.007998 |
| 0.04% | 0.007033 | 0.007035 |
| 0.05% | 0.006497 | 0.006499 |
| 0.06% | 0.006446 | 0.006620 |
| 0.07% | 0.007019 | 0.007673 |
| 0.08% | 0.008103 | 0.014716 |

Izvor: (Law i Vahlqvist, 2017)

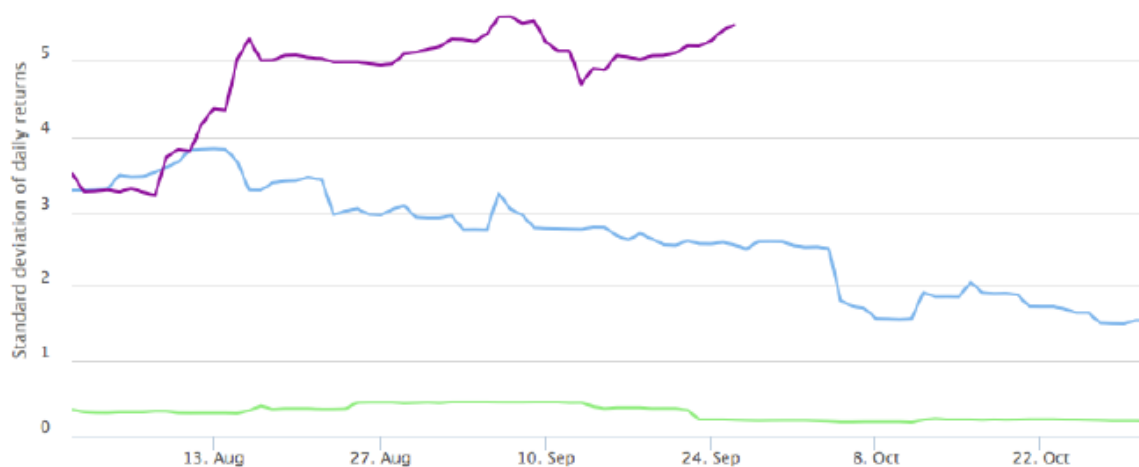
Slika 25: Grafički prikaz odnosa prinosa i standardne devijacije za portfelj sa i bez Bitcoina



Izvor: (Law i Vahlqvist, 2017)

Potaknut prijašnjim istraživanjima o uključivanju Bitcoina u portfelj, te njegovim potencijalnim diversifikacijskim mogućnostima, (Cheng, 2018) u svom radu navodi vlastiti izračun za korelacije između Bitcoina i ostalih oblika imovine, poput S&P500, NASDAQ, nafte, zlata, dolara, te 10-godišnjih američkih trezorskih zapisa, te rezultat u iznosu manjem od 0.2 prema svim imovinama, izuzev zlata i dolara kod kojih je korelacija velika, objašnjava kao poticaj za uključivanje Bitcoina u portfelj zbog diversifikacije.

Slika 26: Prikaz 30-dnevne godišnje volatilnosti prinosa



Izvor: (Cheng, 2018)

Na gornjoj slici (podaci za 3 mjeseca), (Cheng, 2018) prikazuje 30-dnevnu godišnju volatilnost prinosa za Bitcoin/USD (plava krivulja), Litecoin/USD (ljubičasta krivulja) i CNY/USD (zeleno krivulja), iz koje je vidljiva relativno velika volatilnost Bitcoina u usporedbi s tradicionalnom valutom poput kineskog juan-a. Takva činjenica može se smatrati problemom, pošto Bitcoin doprinosi većoj neizvjesnosti, no treba uzeti u obzir i to da je Litecoin volatilniji od Bitcoina, te da se Bitcoinova volatilnost nalazi na silaznoj putanji.

Tablica 19: Prikaz pokazatelja za 5 portfelja sa različitim udjelima Bitcoina

| Factors | Portfolio 1 | Portfolio 2 | Portfolio 3 | Portfolio 4 | Portfolio 5 |
|-------------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| BTC Weight | 0 | 0.016 | 0.02 | 0.04 | 0.14 |
| Sharpe ratio | 0.86 | 1.18 | 1.21 | 1.19 | 1.01 |
| Annualized standard deviation | 0.11 | 0.12 | 0.14 | 0.16 | 0.19 |
| Annualized return | 0.10 | 0.12 | 0.17 | 0.16 | 0.09 |
| Sortino Ratio | 1.36 | 1.42 | 1.59 | 1.48 | 1.37 |

Izvor: (Cheng, 2018)

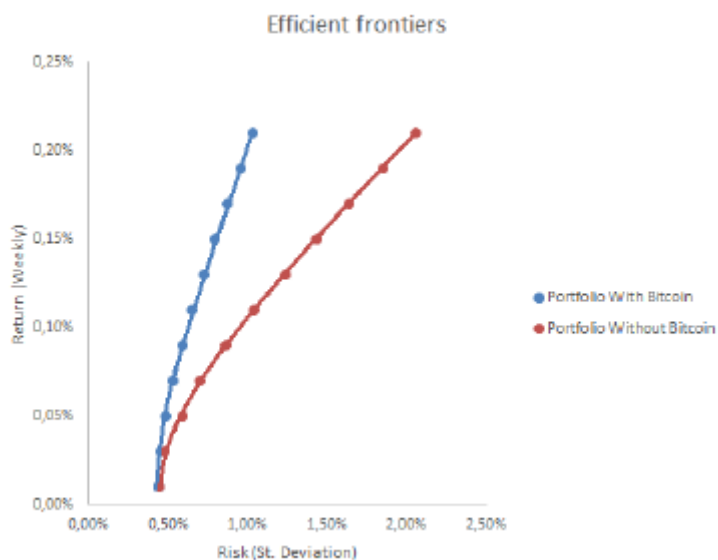
Sljedeći izračun od strane (Cheng, 2018) upućuje na zaključak da portfelji s uključenim Bitcoinom imaju bolje performanse negoli bez njega. No važno je naglasiti da nakon što se uključi više od 2% Bitcoina prinos portfelja počne opadati. Uključivanje 2% Bitcoina znatno povećava godišnji prinos s početnih 10% na 17%, dok dodavanje više od 2% Bitcoina vodi opadanju prinosa u odnosu na početno razdoblje. Tako se kao opći zaključak nameće da Bitcoin ima diversifikacijske potencijale, ali do određene granice.

(Henriques i Sadorsky, 2018) se u svom istraživanju bave pitanjem zamjene zlata u portfelju sa „digitalnim zlatom“ – Bitcoinom. Prilikom procjene optimalnih udjela portfelja i najmanjih varijanci portfelja korišteni su modeli poput dinamičke uvjetovane korelacije (DCC), asimetrični DCC (ADCC), te generalizirani ortogonalni GARCH (GO-GARCH), te je analizom pokazano da će investitori averzični riziku biti spremni platiti dodatnu naknadu kako bi se prebacili na portfelj s Bitcoinom.

(Henriques i Sadorsky, 2018) u istraživanju koriste benchmark portfelj koji sadrži US dionice, US obveznice, US nekretnine, EAFE dionice, te zlato. Optimalni udjeli u portfelju su procijenjeni korištenjem analize *rolling window*, koja se pokazuje korisnom u ublažavanju promjena dinamike, parametara heterogenosti, te strukturnih promjena. Za većinu promatrane imovine, optimalni udjeli portfelja procijenjeni GO-GARCH modelom imaju manje standardne devijacije nego procjene modelom DCC ili ADCC. Nadalje, dobivenim rezultatima pokazano je da portfelji s Bitcoinom imaju bolje performanse Sharp, Sortino, Omega ili Informacijskog omjera.

(Ketelaars, 2018) je u svom istraživanju imao za cilj analizirati posljedice investiranja u kriptovalute (Bitcoin, Stellar Lumen, Ripple, Litecoin, te Monero), te se u navedenoj analizi usredotočio na određivanje efikasnih granica, konstruiranje portfelja, te Monte Carlo simulaciju. Kroz dobivene rezultate dokazano je da uključivanje promatranih kriptovaluta u portfelje, koji se sastoje od MSCI indeksa, indeksa obveznica (*fixed income*), hedge fondova, te private equity fondova, doprinosi većem Sharp omjeru. Nadalje, svaka promatrana kriptovaluta ostvaruje diversifikacijske koristi. Zatim, uspoređujući simulirajući benchmark portfelja s originalnim portfeljem, koji bi trebali biti jednaki, potvrdni rezultati pronađeni su za Bitcoin, Litecoin, te Stellar Lumen, dok simulacijski rezultati Monte Carla za Monero i Ripple pokazuju signifikantne razlike od benchmarka. Prilikom kombiniranja svih 5 kriptovaluta zajedno, Sharp omjer je veći negoli za bilo koju kriptovalutu zasebno, te je efikasna granica strmija od ijedne kriptovalute. Simulacijski rezultati također pokazuju da u prosjeku Bitcoin ima najveći udio, dok Stellar Lumen ima najmanji udio u mješovitom portfelju.

Slika 27: Prikaz efikasne granice za portfelj sa i bez Bitcoina



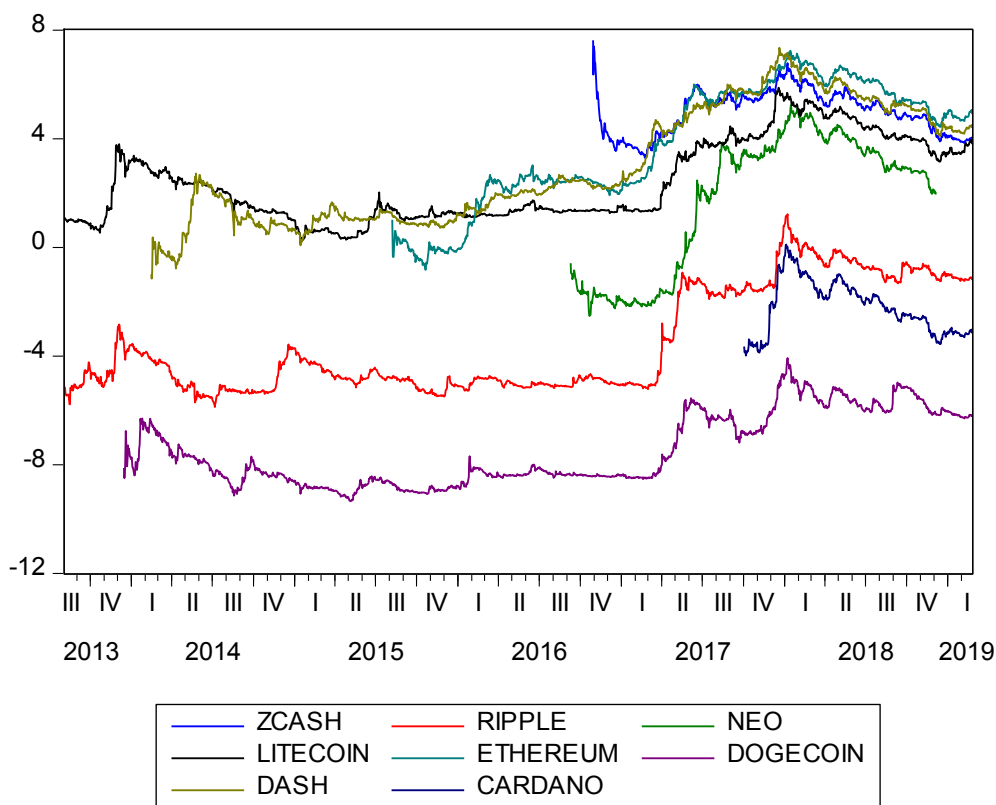
Izvor: (Ketelaars, 2018)

Jednako tako, (Longhin, 2018) je proveo analizu uspoređujući diversificirani portfelj tradicionalnih imovina (državne obveznice, korporativne obveznice, dionice, imovine), te portfelj u kojem su uključene kriptovalute, i to kroz dva pristupa, statički i dinamički, ovisno o bazama podataka. Tako su u istraživanju bila 3 portfelja; prvi portfelj s tradicionalnom imovinom, drugi portfelj, statički, s tradicionalnom imovinom i 5 kriptovaluta koje datiraju od 2013. godine, te treći portfelj, dinamički, s tradicionalnom imovinom i 9 kriptovaluta koje datiraju od 2010. godine. Rezultatima portfolio analize utvrđeno je da portfelji s kriptovalutama ostvaruju bolje performanse od portfelja bez kriptovaluta, što se pokazalo i na primjeru statičkog i dinamičkog portfelja. Nadalje, utvrđeno je da su najbolji portfelji oni sa srednjom razinom averzije prema riziku negoli portfelji s niskom razinom averzije, te gledano kriptovalute kao špekulativnu imovinu, sugerira se na njihove potencijalne benefite i koristi, ali u ograničenim udjelima.

5 EMPIRIJSKA ANALIZA

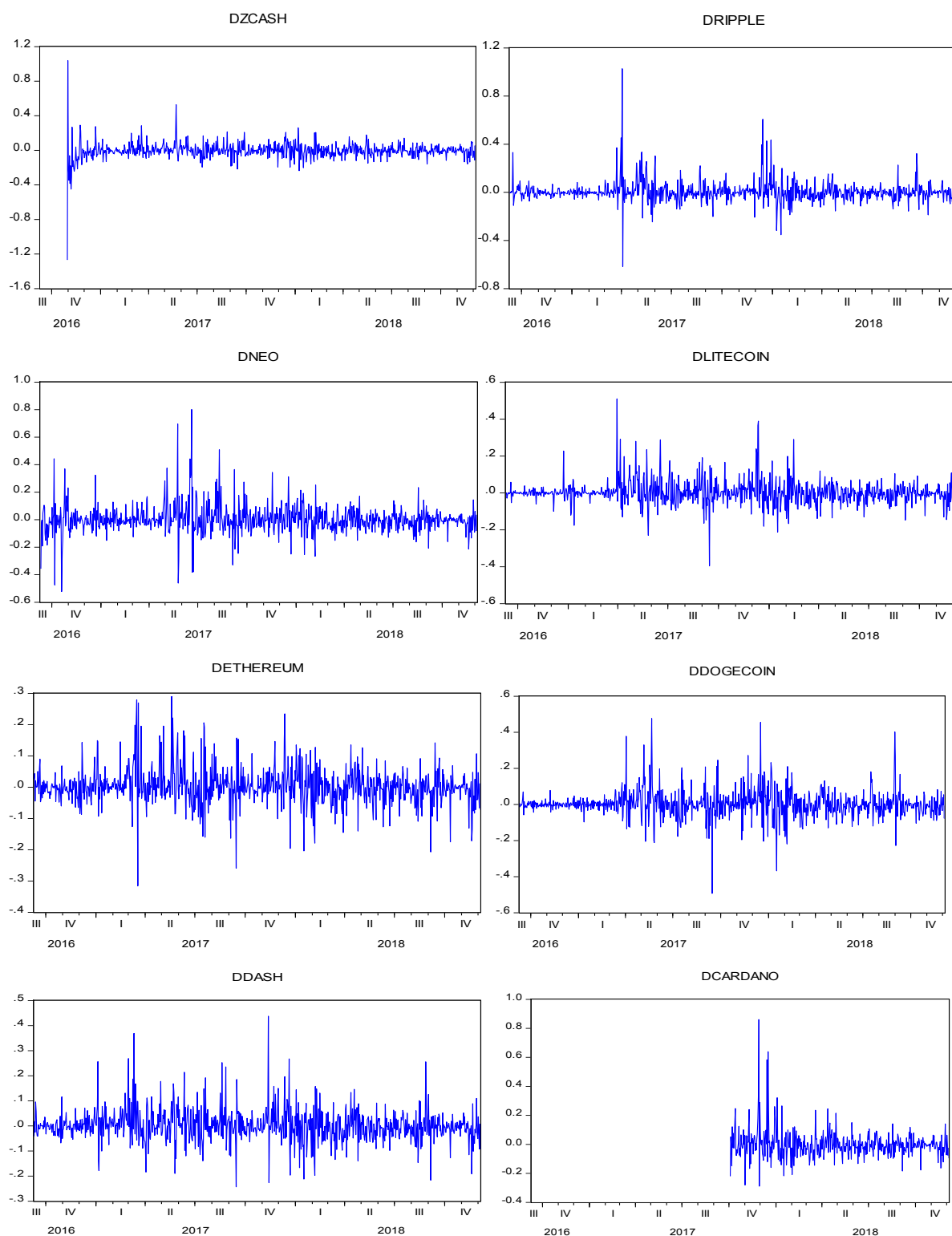
Za potrebe empirijske analize korišteni su dostupni dnevni podaci za 8 kriptovaluta, izabranih nasumičnim izborom. Izabrane kriptovalute su: Neo, Ripple, Litecoin, Dash, Zcash, Cardano, Dogecoin, te Ethereum. Dnevni podaci raspoloživi su od osnutka svake pojedine kriptovalute, zaključno s datumom 03. ožujka 2019. godine, izuzev dviju kriptovaluta s drugačijim završnim datumom: Neo (05.12.2018. godine), te Ripple (24.02.2019. godine). Kretanje logaritmiranih cijena i dnevnih prinosa navedenih kriptovaluta prikazano je dolje navedenim slikama, pri čemu se dnevni prinosi odnose na razliku logaritmiranih cijena u vremenu t i $t-1$.

Slika 28 Kretanje logaritmiranih cijena za 8 kriptovaluta



Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Slika 29 Kretanje dnevnih prinosa navedenih kriptovaluta



Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Nadalje, u idućoj tablici prikazani su rezultati deskriptivne statistike prvih diferencija logaritmiranih cijena za svih 8 kriptovaluta. Najveća vrijednost kategorije „Srednja vrijednost“ pronađena je kod kriptovalute Neo, te iznosi 0,003095, dok je najmanja vrijednost pronađena

kod kriptovalute Zcash. Najveća vrijednost kategorije „Medijan“ pronađena je kod kriptovalute Litecoin, te iznosi 0,0000. Najveća vrijednost kategorije „Maksimum“, što je ujedno i najveći ostvareni prinos, pronađena je kod kriptovalute Dash, te iznosi 1,270565, dok je najmanja vrijednost kategorije „Minimum“ pronađena kod kriptovalute Ethereum, te iznosi -1,30211, što ujedno predstavlja i najmanji ostvareni prinos. U kategoriji „Standardna devijacija“ najveća vrijednost pronađena kod kriptovalute Neo, te iznosi 0,103644, dok je najmanja vrijednost pronađena kod kriptovaluta Zcash, te iznosi 0,09472. Proučavajući kategorije „Skewness“ može se zaključiti da su kriptovalute Zcash, te Ethereum zbog svoje negativne vrijednosti nagnute ulijevo, dok su kriptovalute Ripple, Neo, Litecoin, Dogecoin, Dash, te Cardano zbog svoje pozitivne vrijednosti nagnute udesno. Jednako tako, proučavajući kategoriju „Kurtosis“ može se zaključiti da sve kriptovalute imaju leptokurtičnu distribuciju (zbog vrijednosti veće od broja 3 koja se pripisuje normalnoj distribuciji) što joj daje šiljastiji oblik.

Tablica 20: Prikaz rezultata deskriptivne statistike

| | Zcash | Ripple | Neo | Litecoin | Ethereum | Dogecoin | Dash | Cardano |
|--------------------|----------|----------|----------|-----------|----------|-----------|-----------|----------|
| Srednja vrijednost | -0,0043 | 0,001939 | 0,003095 | 0,001135 | 0,002978 | 0,001001 | 0,002935 | 0,000973 |
| Medijan | -0,00486 | -0,00287 | -0,00418 | 0,00000 | -0,00093 | -0,00367 | -0,002186 | -0,00501 |
| Maksimum | 1,038948 | 1,027356 | 0,801166 | 0,828968 | 0,412337 | 1,166254 | 1,270565 | 0,861543 |
| Minimum | -1,26884 | -0,61627 | -0,52254 | -0,513925 | -1,30211 | -0,580427 | -0,467565 | -0,28869 |
| Std. Dev. | 0,09472 | 0,07669 | 0,103644 | 0,06673 | 0,076916 | 0,080144 | 0,080574 | 0,093458 |
| Skewness | -1,17151 | 2,015239 | 1,082589 | 1,740597 | -3,38534 | 2,184293 | 2,99293 | 2,799906 |
| Kurtosis | 58,46237 | 30,53093 | 13,4789 | 28,19509 | 68,36974 | 35,44931 | 45,04492 | 23,81131 |
| Jargue-Bera | 109652,3 | 65484,15 | 3897,61 | 57521,18 | 234488,2 | 85003,99 | 138426,7 | 9986,073 |
| Vjerojatnost | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| Opservacije | 855 | 2031 | 818 | 2135 | 1304 | 1904 | 1843 | 517 |

Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Jednako tako, omjerom srednje vrijednosti i standardne devijacije dolazi se do izračuna koeficijenta varijacije, koji na temelju podataka iz gornje tablice za navedene kriptovalute iznosi: Zcash (-0,04538), Ripple (0,025284), Neo (0,029862), Litecoin (0,017009), Ethereum (0,0387176), Dogecoin (0,01249), Dash (0,036426), te Cardano (0,010411), pri čemu su najveće vrijednosti pronađene kod kriptovaluta Ethereum i Dash, dok je najmanja vrijednost pronađena kod Zcash-a.

Nadalje, u idućoj tablici nalaze se izračuni koeficijenata korelacija između navedenih kriptovaluta, te se može uočiti da se najveća vrijednost korelacije nalazi kod para Ethereum – Litecoin (0,7802), dok se najniža vrijednost nalazi kod para Cardano - Dash (0,4466).

Tablica 21: Prikaz koeficijena korelacije za navedene kriptovalute

| | Zcash | Ripple | Neo | Litecoin | Ethereum | Dogecoin | Dash | Cardano |
|----------|--------|--------|--------|----------|----------|----------|--------|---------|
| Zcash | 1 | 0,6005 | 0,6532 | 0,6401 | 0,7278 | 0,5304 | 0,7229 | 0,5343 |
| Ripple | 0,6005 | 1 | 0,517 | 0,5252 | 0,6162 | 0,4734 | 0,4743 | 0,6042 |
| Neo | 0,6532 | 0,517 | 1 | 0,5851 | 0,7573 | 0,4896 | 0,6225 | 0,5322 |
| Litecoin | 0,6401 | 0,5252 | 0,5851 | 1 | 0,7802 | 0,5606 | 0,6252 | 0,4784 |
| Ethereum | 0,7278 | 0,6162 | 0,7573 | 0,7802 | 1 | 0,5497 | 0,6939 | 0,553 |
| Dogecoin | 0,5304 | 0,4734 | 0,4896 | 0,5606 | 0,5497 | 1 | 0,5285 | 0,5034 |
| Dash | 0,7229 | 0,4743 | 0,6225 | 0,6252 | 0,6939 | 0,5285 | 1 | 0,4466 |
| Cardano | 0,5343 | 0,6042 | 0,5322 | 0,4784 | 0,553 | 0,5034 | 0,4466 | 1 |

Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Nadalje, na svim kriptovalutama provedeno je ispitivanje jediničnog korijena (eng. *unit root*) pomoću ADF testa (eng. *Augmented Dickey Fuller test*), čime se testirala njihova stacionarnost. U sljedećoj tablici nalaze se rezultati ADF testa provedenog na kategorijama „Konstanta“, „Konstanta i trend“, te „Prve diferencije“, te se jasno zaključuje da jedino u slučaju prvih diferencija sve kriptovalute imaju značajne p – vrijednosti pri čemu se odbacuje nulta hipoteza o postojanju unit root-a na razini signifikantnosti od 5%, te se utvrđuje postojanje stacionarnosti.

Tablica 22: Prikaz rezultata Augmented Dickey Fuller testa

| | Konstanta | | Konstanta i trend | | Prve diferencije | |
|----------|--------------|--------------|-------------------|--------------|------------------|--------------|
| | t vrijednost | p vrijednost | t vrijednost | p vrijednost | t vrijednost | p vrijednost |
| Ethereum | -1,177025 | 0,6864 | -0,469103 | 0,9849 | -38,5209 | 0,0000 |
| Dogecoin | -1,355255 | 0,6055 | -2,033882 | 0,5818 | -40,9412 | 0,0000 |
| Dash | -1,766955 | 0,3973 | -1,355462 | 0,8733 | -43,57574 | 0,0001 |
| Zcash | -3,021837 | 0,0333 | -3,102132 | 0,1064 | -36,89869 | 0,0000 |
| Cardano | -1,700915 | 0,4302 | -2,550371 | 0,3037 | -13,1279 | 0,0000 |
| Litecoin | -0,863148 | 0,8001 | -1,525157 | 0,821 | -45,1984 | 0,0001 |
| Ripple | -0,676901 | 0,8505 | -1,520447 | 0,8226 | -42,7149 | 0,0001 |
| Neo | -0,948642 | 0,7726 | 0,072495 | 0,997 | -28,607 | 0,0000 |

Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Nadalje, prema (Bošnjak, Bilas i Novak, 2016) financijske vremenske serije često poprimaju znakove nakupljanja volatilnosti (eng. *volatility clustering*) što se objašnjava činjenicom da su periodi velike volatilnosti praćeni periodima velike volatilnosti, dok su periodi male volatilnosti praćeni periodima male volatilnosti, te se u tom slučaju javlja autoregresivna uvjetovana heteroskedastičnost (eng. *autoregressive conditional heteroskedasticity*), koja je nastoji riješiti raznim metodama ARCH modela.

Jednako tako, za svih 8 kriptovaluta provedeno je ispitivanje autokorelacija, te je Ljung-Box testom ustanovljeno postojanje autokorelacija kod svih kriptovaluta (p – vrijednosti manje od 5%), te je provjerom heteroskedastičnosti u odstupanjima putem ARCH LM testa ustanovljeno postojanje ARCH efekta (p – vrijednosti manje od 5%) kod svih kriptovaluta, te su se napravili izračuni za ARCH, GARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1), te EGARCH(1,1) za sve navedene kriptovalute.

Prema (Bošnjak, Bilas i Novak, 2016) jednadžba uvjetovane varijance ARCH (1) modela jest:

$$\sigma^2 = \omega + \alpha\epsilon_{t-1}^2 \quad (1)$$

Gdje ω predstavlja konstantu, dok ϵ_{t-1}^2 predstavlja novosti o volatilitnosti iz prošlog perioda. Tako se u sljedećoj tablici nalaze rezultati jednadžbe uvjetovane varijance za svih 8 kriptovaluta, te je na svakom ARCH modelu ponovno proveden ARCH LM test, te su prikazane odgovarajuće p – vrijednosti, vrijednost Schwarzovog kriterija, te broj zaostataka koji minimizira navedeni Schwarzov kriterij. Kod kriptovaluta Litecoin, Ripple, te Neo može se uočiti da je p – vrijednost ARCH LM testa veća od 5%, pri čemu se odbacuje nulta hipoteza o postojanju ARCH efekta. Jednako tako, koeficijent α_1 je signifikantan za sve kriptovalute, te predstavlja pozitivnu relaciju između prošle i sadašnje varijance u apsolutnom iznosu.

Tablica 23: Prikaz rezultata ARCH(1) modela

| | ω | α_1 | ARCH LM test | Schwarz kriterij |
|----------|----------------|----------------|--------------|------------------|
| | (p-vrijednost) | (p-vrijednost) | | |
| Ethereum | 0,0003206 | 0,368042 | 0,0000 | 4,404426 (6) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Dogecoin | 0,002583 | 0,691502 | 0,0085 | 5,439077 (4) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Dash | 0,002957 | 0,597266 | 0,0031 | 4,901586 (3) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Zcash | 0,003686 | 0,41883 | 0,0397 | 4,543481 (6) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Cardano | 0,005133 | 0,425664 | 0,0000 | 5,370165 (2) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Litecoin | 0,002705 | 0,504929 | 0,6140 | 6,129007 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Ripple | 0,002801 | 0,950593 | 0,6028 | 6,578935 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Neo | 0,006551 | 0,378322 | 0,7534 | 4,967145 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | | |

Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Nadalje, prema (Bošnjak, Bilas i Novak, 2016) GARCH model obuhvaća i komponentu koja se odnosi na predviđenu varijancu prošlog razdoblja, te jednadžba uvjetovane varijance poprima oblika:

$$\sigma^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

pri čemu se ω odnosi na konstantu, $\alpha \varepsilon_{t-1}^2$ se odnosi na ARCH efekt, dok se $\beta \sigma_{t-1}^2$ odnosi na GARCH efekt. Sukladno navedenoj jednadžbi u sljedećoj tablici su prikazani rezultati GARCH (1,1) modela za navedene kriptovalute, p – vrijednosti ARCH LM testa, te vrijednosti minimiziranog Schwarzovog kriterija. Jednako tako, β_1 koeficijent je signifikantan za sve kriptovalute, što znači da prošla volatilitnost pomaže u predviđanju buduće volatilitnosti.

Tablica 24: Prikaz rezultata GARCH (1,1) modela

| | ω | α_1 | β_1 | ARCH LM test | Schwarz kriterij |
|----------|----------------|----------------|----------------|--------------|------------------|
| | (p-vrijednost) | (p-vrijednost) | (p-vrijednost) | | |
| Ethereum | 0,000532 | 0,217704 | 0,665886 | 0,8168 | 4,473903 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Dogecoin | 0,0000675 | 0,19289 | 0,820433 | 0,1961 | 4,901207 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Dash | 0,000207 | 0,186833 | 0,78921 | 0,4714 | 5,028605 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Zcash | 0,000435 | 0,128168 | 0,784608 | 0,9794 | 4,883627 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Cardano | 0,000133 | 0,0993104 | 0,891907 | 0,0006 | 4,811969 (1) |
| | 0,0002 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Litecoin | 0,000125 | 0,084671 | 0,890901 | 0,9868 | 6,341263 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Ripple | 0,000449 | 0,412654 | 0,59168 | 0,7312 | 5,452929 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Neo | 0,000217 | 0,116949 | 0,870531 | 0,1142 | 4,864871 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |

Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Nadalje, prema (Bošnjak, Bilas i Novak, 2016) u analizama financijskih serija često se javlja pojava da pad cijene uzorkuje veće povećanje volatilitnosti negoli rast cijene iste magnitute, što se objašnjava asimetričnim učincima. Jednako tako, asimetrija se karakterizira i postojanjem kratkoročnih ekstremnih šokova, koji su zatim praćeni dužim, stabilnijim periodima.

Za potrebe detaljnije analize ove karakteristike, a prema (Bošnjak, Bilas i Novak, 2016) koristi se TGARCH (ili GJR GARCH) model, čija jednadžba uvjetovane varijance poprima oblika:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

gdje su sve komponente identične prethodnim jednadžbama, izuzev komponente $\gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1}$, pri čemu vrijednost koeficijenta $\gamma > 0$ upućuje na to da negativne vijesti povećavaju volatilnost, te postojanje tzv. učinka poluge (eng. *leverage effect*), dok vrijednost $\gamma \neq 0$ upućuje na asimetrični utjecaj novosti na serije prinosa. Sukladno tome, rezultati TGARCH modela, zajedno s p – vrijednostima ARCH LM testa, te minimiziranim vrijednostima Schwarzovog kriterija nalaze se u sljedećoj tablici. U slučaju Etheruma γ koeficijent nije signifikantan, dok je u slučaju ostalih kriptovaluta signifikantan, ali negativan, čime se ne može dokazati postojanje učinka poluge.

Tablica 25: Rezultati TGARCH modela

| | ω | α_1 | β_1 | γ | ARCH LM test | Schwarz kriterij |
|----------|----------------|----------------|----------------|----------------|--------------|------------------|
| | (p-vrijednost) | (p-vrijednost) | (p-vrijednost) | (p-vrijednost) | | |
| Ethereum | 0,000529 | 0,233365 | 0,670522 | -0,046743 | 0,8936 | 4,465498 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,1259 | | |
| Dogecoin | 0,0000724 | 0,221295 | 0,817242 | -0,054637 | 0,3314 | 4,88297 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Dash | 0,00021 | 0,201956 | 0,787971 | -0,032482 | 0,4331 | 4,996248 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0352 | | |
| Zcash | 0,00043 | 0,158092 | 0,785053 | -0,059095 | 0,9507 | 4,780713 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0088 | | |
| Cardano | 0,000266 | 0,152556 | 0,859471 | -0,100129 | 0,0068 | 4,545316 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Litecoin | 0,000122 | 0,110857 | 0,894146 | -0,062793 | 0,9073 | 6,236048 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Ripple | 0,000573 | 0,712656 | 0,500655 | -0,373854 | 0,4652 | 5,361173 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Neo | 0,000229 | 0,125153 | 0,881606 | -0,059684 | 0,1364 | 4,822812 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |

Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Nadalje, zadnji model koji će biti obrađen jest eksponencijalni GARCH model (EGARCH), čija jednadžba uvjetovane varijance prema (Bošnjak, Bilas i Novak, 2016) poprima oblika:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \left| \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \right| \quad (4)$$

pri čemu je lijeva strana logaritama uvjetovane varijance, upućujući na to da će svaki učinak poluge biti eksponencijalan, te da će predviđena uvjetovana varijanica biti nenegativna. Ako je koeficijent $\gamma_k \neq 0$ utjecaj se smatra asimetričnim, te ako je manji od 0 utjecaj poluge je prisutan. Jednako tako, eksponencijalni oblik modela garantira da će egzogeni neočekivani šokovi imati jači utjecaj na predviđenu volatilnost, negoli u TGARCH modelu. Nadalje, rezultati EGARCH

modela nalaze se u sljedećoj tablici, iz čega je vidljivo da je koeficijent γ signifikantan za sve kriptovalute, ali veći od 0, čime se ne može govoriti o postojanju učinka poluge.

Tablica 26: Rezultati EGARCH modela

| | ω (p-vrijednost) | α_1 (p-vrijednost) | β_1 (p-vrijednost) | γ (p-vrijednost) | ARCH LM test | Schwarz kriterij |
|----------|----------------------------|------------------------------|-----------------------------|----------------------------|--------------|------------------|
| Ethereum | -0,788176 | 0,30995 | 0,899204 | 0,030205 | 0,6119 | 4,486892 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Dogecoin | -0,405369 | 0,314908 | 0,967945 | 0,050459 | 0,1007 | 4,822614 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Dash | -0,541837 | 0,328894 | 0,944081 | 0,021757 | 0,1736 | 4,94639 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0037 | | |
| Zcash | -0,472788 | 0,205075 | 0,940423 | 0,042005 | 0,6821 | 4,795568 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0003 | | |
| Cardano | -0,468376 | 0,262079 | 0,944213 | 0,095209 | 0,1136 | 4,629298 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Litecoin | -0,342198 | 0,163801 | 0,95768 | 0,053612 | 0,6774 | 6,231648 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Ripple | -1,427286 | 0,564691 | 0,811496 | 0,12666 | 0,6353 | 5,589352 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |
| Neo | -0,782443 | 0,336153 | 0,886871 | 0,107895 | 0,76 | 4,927338 (1) |
| | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | | |

Izvor: Izračun autora (Podaci dostupni na: <https://coinmarketcap.com/>)

Nadalje, minimiziranjem vrijednosti Schwarzovog kriterija s ciljem određivanja najboljeg modela za svaku pojedinu kriptovalutu dolazi se do činjenice da ARCH (1) model najbolje pristaje kriptovalutama Ethereum, Dash, Zcash, te Litecoin, EGARCH Dogecoin-u, te TGARCH kriptovalutama Ripple i Neo.

6 ZAKLJUČAK

Kriptovalute, kao pionir blockchain tehnologije, su u zadnjem desetljeću privukle značajnu pažnju najšire javnosti. Svojim karakteristikama poput decentraliziranosti, anonimnosti, te brzine transakcija osigurale su novitet u financijskom sustavu, dok se primjena same blockchain tehnologije očituje u brojnim drugim domenama. Njihov intenzivan rast cijene praćen je od strane gotovo svih financijskih institucija, od profitnih do regulatornih, te se uz poželjno ulaganje na tržište kriptovaluta s ciljem zarade jednakim žarom aludiralo na postojanje špekulativnog balona, dosad neviđenih razmjera. Analizirajući tržište kriptovaluta samo za sebe, uočavaju se karakteristike tržišta koje još uvijek nije sasvim zrelo, te u usporedbi s već stabilnim tržištima, poput tržišta valuta, uočena je povećana volatilitnost, mjerena bilo kojim indikatorom.

Proučavajući koreliranost između tržišta kriptovaluta i ostalih značajnih tržišta naznačene su koristi koje kriptovalute donose uključivanjem u portfelj, te se odredilo da njihov udjel ne bi trebao predstavljati veliki iznos. S obzirom na globalnu rasprostranjenost najveći utjecaji na kriptovalute, posebno Bitcoin, očituju se iz Kine, zbog činjenice da se najveći dio trgovanja odvija upravo u kineskim juanima. S obzirom na utjecaje vanjskih tržišta kriptovalute su se pokazale iznimno osjetljivima, poput reakcije na Brexit, ali jednako tako, šokovi na vlastitom tržištu, poput bankrota Mt. Gox-a, pokazali su se ključnim za stabilnost.

Jednako tako, proučavanjem dnevnih prinosa za 8 kriptovaluta određene su njihove specifikacije deskriptivne statistike, te je uočena određena razina korelacija među navedenima, što je u skladu s prethodno iznesenim. Nadalje, nakon uočenog ARCH efekta, analizirani su razni modeli, te je za svaku kriptovalutu, prema određenim kriterijima, utvrđen onaj koji najbolje zadovoljava kriterije.

7 ŽIVOTOPIS

MATIČNI PODACI

- IME I PREZIME: BRANIMIR CVITKO CICVARIĆ
- DATUM ROĐENJA: 31.05.1995.
- ADRESA: BRŠLJANA 16, ZAGREB, 10 040
- KONTAKT: 091/5820875
- EMAIL: branimir.cicvaric@gmail.com

RADNO ISKUSTVO

LeitnerLeitner Consulting d.o.o. 02/2019 – 05/2019

- Porezno savjetovanje – porez na dodanu vrijednost

Autobusni kolodvor Zagreb, 06/2017 – 08/2017

- Rad na blagajni - prodaja autobusnih karata

Autobusni kolodvor Zagreb, 06/2016 – 08/2016

- Rad na blagajni - prodaja autobusnih karata

Autobusni kolodvor Zagreb, 06/2015 – 08/2015

- Rad u informacijskom centru

OBRAZOVANJE

Diplomski studij poslovne ekonomije, EFZG

- 11/2018 –
- Smjer: Financije

Preddiplomski sveučilišni studij poslovne ekonomije, EFZG

- 2014 – 2018 (univ.bacc.oec.)

Gornjogradska gimnazija, Zagreb

- 2010 – 2014

VJEŠTINE

- Engleski – B2
- Njemački – C1
- MS Office
- R, R studio, EViews
- Vozačka dozvola B kategorija

8 LITERATURA

1. Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., i Roubaud, D. (2017). Can Volume Predict Bitcoin Returns and Volatility? A Quantiles-Based Approach. *Economic Modeling*, 64, 74-81.
2. Bariviera, A. F., Basgall, M. J., Hasperue, W., i Naiouf, M. (2017). Some stylized facts of the Bitcoin market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 484, 82-90.
3. Baumöhl, E. (2019). Are cryptocurrencies connected to forex? A quantile cross-spectral approach. *Finance Research Letters*, 29, 363-372.
4. Baur, D. G., Dimpfl, T., i Kuck, K. (2018). Bitcoin, gold and the US dollar - A replication and extension. *Finance Research Letters*, 25, 103-110.
5. Bjordal, A., i Opdahl, E. (2017). *Portfolio optimization in the cryptocurrency market: an evaluation of the performance of momentum strategies in the cryptocurrency market and cryptocurrency's place in an optimized investment portfolio*. (Master's Thesis).
6. Borri, N. (2019). Conditional tail-risk in cryptocurrency markets. *Journal of Empirical Finance* 50, 1-19.
7. Bošnjak, M., Bilas, V., i Novak, I. (2016). Modeling exchange rate volatilities in Croatia. *Ekonomski vjesnik/Econviews-Review of Contemporary Business, Entrepreneurship and Economic Issues*, 29(1), 81-94.
8. Brown, M. S., Pelosi, M. J. MOVING AVERAGES TRADING METHOD APPLIED TO CRYPTOCURRENCIES. *Economics, Commerce and Trade Management: An International Journal (ECTIJ) Vol. 2, No.1*.
9. Catania, L., Grassi, S., i Ravazzolo, F. (2018). Predicting the volatility of cryptocurrency time-series. *Mathematical and Statistical Methods for Actuarial Sciences and Finance (pp. 203-207), CAMP Working Papers Series No 3/2018*, Springer, Cham.
10. Cermak, V. (2017). Can bitcoin become a viable alternative to fiat currencies? An empirical analysis of bitcoin's volatility based on a GARCH model. *An Empirical Analysis of Bitcoin's Volatility Based on a GARCH Model. Economics Student Theses and Capstone Projects*. 67 (May 2, 2017).
11. Chaim, P., i Laurini, M. P. (2018). Volatility and Return Jumps in Bitcoin. *Economics Letters*, 173, 158-163.
12. Chan, S., Chu, J., Nadarajah, S., i Osterrieder, J. (2017). A statistical analysis of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 10(2), 12.
13. Charfeddine, L., i Maouchi, Y. (2019). Are shocks on the returns and volatility of cryptocurrencies really persistent? *Finance Research Letters*, 28, 423-430.

14. Chen, S., Chen, C., Härdle, W. K., Lee, T. M., i Ong, B. (2016). A first econometric analysis of the CRIX family. *SFB 649 Discussion Paper, No. 2016-031. Available at SSRN 2832099.*
15. Cheng, L. (2018). *Does Bitcoin Offer Diversification Benefit in a Portfolio?* (Doctoral dissertation, The Ohio State University).
16. Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S., i Osterrieder, J. (2017). GARCH modelling of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management, 10(4), 17.*
17. Conrad, C., Custovic, A., i Ghysels, E. (2018). Long- and short-term cryptocurrency volatility components: A GARCH-MIDAS analysis. *Journal of Risk and Financial Management, 11(2), 23.*
18. Constanza, N. (2018). *Cryptocurrency: The Argument for its Allocation Within the Traditional Investor's Portfolio.* Finance Undergraduate Honors Theses. 49.
19. Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., i Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters, 165, 28-34.*
20. Dyrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar: A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters, 16, 85-92.*
21. Dyrberg, A. H. (2016). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters, 16, 139-144.*
22. Engel, R., Fleming, M., Ghysels, E., i Nguyen, G. (2012). *Liquidity, volatility, and flights to safety in the U.S. Treasury market: Evidence from a new class of dynamic order book models.* (No. 590) Staff Report, Federal Reserve Bank of New York.
23. Gandal, N., i Halaburda, H. (2016). Can we predict the winner in a market with network effects? Competition in cryptocurrency market. *Games, 7(3), 16.*
24. Henriques, I., i Sadosky, P. (2018). Can Bitcoin Replace Gold in an Investment Portfolio? *Journal of Risk and Financial Management, 11(3), 48.*
25. Ketelaars, T. (2018). Investing in the Cryptocurrency Market: Analyzing the diversification effects of cryptocurrencies in a well-diversified portfolio.
26. Klein, T., Walther, T., i Thu, H. P. (2018). Bitcoin is not the New Gold - A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis, 59, 105-116.*
27. Law, C., i Vahlqvist, M. (2017). Can Bitcoin be used as a hedge against the Swedish market?: Does Bitcoin have hedging capabilities against the OMXS30, or is it just a diversifier in a portfolio?
28. Lee, C. D., Guo, L., i Wang, Y. (2017). Cryptocurrency: A new investment opportunity? *Journal of Alternative Investments, 20(3), 16-40.*
29. Letra, I. (2016). *"What drives cryptocurrency value? A volatility and predictability analysis"*. (Doctoral dissertation, Instituto Superior de Economia e Gestao).

30. Liu, Y., i Tsyvinski, A. (2018). *Risks and returns of cryptocurrency*. (No. w24877) National Bureau of Economic Research.
31. Longhin, F. (2018). Cryptocurrencies to enhance portfolio performance: is it worth it? An analysis following Markowitz and risk-budgeting approaches.
32. Mehmet, B., Bouri, E., Gupta, R., i Roubaud, D. (2017). Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling* 64, 74-81.
33. Osterrieder, J., i Lorenz, J. (2016). *A statistical risk assessment of Bitcoin and its extreme tail behaviour*. *Annals of Financial Economics*, 12(01), 1750003.
34. Peng, Y., Albuquerque, P. H., de Sa, J. M., Padula, A. J., i Montenegro, M. R. (2018). The best of two worlds: Forecasting high frequency volatility for cryptocurrencies and traditional currencies with Support Vector Regression. *Expert Systems with Applications*, 97, 177-192.
35. Pichl, L., i Kaizoji, T. (2017). Volatility analysis of bitcoin. *Quantitative Finance and Economics*, 1, 474-485.
36. Rohrbach, J., Suremann, S., i Osterrieder, J. (2017). *Momentum and trend following trading strategies for currencies revisited - combining academia and industry*. Available at SSRN 2949379.
37. Sivagourou, D. (2018). *Portfolio Optimization with Cryptocurrencies*. (Master's thesis, Humboldt-Universität zu Berlin).
38. Stavroyiannis, S. (2017). Value-at-Risk and Expected Shortfall for the major digital currencies. *arXiv preprint arXiv: 1708.09343*.
39. Symitsi, E., i Chalvatzis, K. J. (2018). Return, volatility and shock spillovers of bitcoin with energy and technology companies. *Economics Letters*, 170, 127-130.
40. Symitsi, E., i Chalvatzis, K. J. (2018). The economic Value of Bitcoin: A portfolio analysis of currencies, gold, oil and stocks. *Research in International Business and Finance*, 48, 97-110.
41. van den Broek, L., i Sharif, Z. (2018). Cointegration-based pairs trading framework with application to the Cryptocurrency market.
42. Walther, T., i Klein, T. (2018). Exogenous Drivers of Bitcoin and Cryptocurrency Volatility - A Mixed Data Sampling Approach to Forecasting. *University of St. Gallen, School of Finance Research Paper (2018/2019)*.
43. Wang, S., i Vergne, J.-P. (2017). Buzz factor or innovation potential: What explains cryptocurrencies' returns? *PLoS one*, 12(1), e0169556.

Internet izvori: CoinMarketCap: Cryptocurrency Market Capitalization, dostupno na: <https://coinmarketcap.com/> (03.03.2019.)

9 POPIS SLIKA

| | |
|---|----|
| Slika 1: Prikaz vrijednosti Hurstovog eksponenta dnevnih vrijednosti za BTC, EUR i GBP ... | 8 |
| Slika 2: Prikaz kretanja logaritmiranih prinosa CRIX indeksa (2014.-2016.)..... | 10 |
| Slika 3: Prikaz dugotrajnih i kratkotrajnih komponenti volatilnosti procjenjenih GARCH-MIDAS modelom..... | 14 |
| Slika 4: Prikaz kretanja logaritmiranih cijena za Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, te CRIX..... | 15 |
| Slika 5: Prikaz prinosa na Bitcoin (raspon 5 sati)..... | 16 |
| Slika 6: QQ-Plot prinosa Bitcoina..... | 19 |
| Slika 7: Prikaz 90-dnevne volatilnosti..... | 20 |
| Slika 8: Prikaz gustoće GPD distribucije sa parametrima oblika (0.247) i skale (0.025)..... | 21 |
| Slika 9: Prikaz gustoće GPD distribucije sa parametrima oblika (0.004) i skale (0.004)..... | 22 |
| Slika 10: Prikaz gustoće GEV distribucije..... | 23 |
| Slika 11: Prikaz gustoće GEV distribucije..... | 23 |
| Slika 12: Prikaz VaR-a za 7 kriptovaluta u odnosu na euro..... | 27 |
| Slika 13: Test uzročnosti u kvantilima..... | 30 |
| Slika 14: Prikaz kretanja cijena 7 kriptovaluta (Cijena BTC podijeljena sa 100)..... | 34 |
| Slika 15: 50-dnevna cjenovna korelacija između altcoina i Bitcoina..... | 35 |
| Slika 16: Prikaz Metcalfeovog zakona (zakon utjecaja mreže) na primjeru Bitcoina..... | 38 |
| Slika 17: Prikaz kretanja cijena za BTC, USD FX indeks, Gold Cash, MSCI World..... | 39 |
| Slika 18: Prikaz kretanja prinosa za BTC, USD FX indeks, Gold Cash, te MSCI World..... | 40 |
| Slika 19: Prikaz kretanja logaritmiranih cijena Bitcoina i zlata..... | 41 |
| Slika 20: Prikaz izgladenih korelacija prinosa Bitcoina i zlata sa S&P500 indeksom..... | 41 |
| Slika 21: Prikaz vremenski različitih udjela za portfelja zlato-S&P500 i Bitcoin-S&P500.... | 42 |
| Slika 22: Prikaz rezultata backtestinga za vremenski i međusektorski portfelj kriptovaluta... | 48 |
| Slika 23: Prikaz kretanja nekih od najpoznatijih povijesnih špekulativnih balona..... | 52 |
| Slika 24: Prikaz kretanja cijene Bitcoina i indeksa OMXS30..... | 55 |
| Slika 25: Grafički prikaz odnosa prinosa i standardne devijacije za portfelj sa i bez Bitcoina | 59 |
| Slika 26: Prikaz 30-dnevne godišnje volatilnosti prinosa..... | 60 |
| Slika 27: Prikaz efikasne granice za portfelj sa i bez Bitcoina..... | 62 |
| Slika 28 Kretanje logaritmiranih cijena za 9 kriptovaluta..... | 63 |
| Slika 29 Kretanje dnevnih prinosa navedenih kriptovaluta..... | 64 |

10 POPIS TABLICA

| | |
|---|----|
| Tablica 1: Prikaz rezultata deskriptivne statistike..... | 7 |
| Tablica 2: Prikaz rezultata GARCH (1,1) modela | 9 |
| Tablica 3: Prikaz rezultata deskriptivne statistike..... | 12 |
| Tablica 4: Prikaz procjene parametara za GARCH-MIDAS modele..... | 13 |
| Tablica 5: Prikaz vrijednosti QLIKE-a za 5 modela | 16 |
| Tablica 6: Prikaz rezultata deskriptivne statistike..... | 18 |
| Tablica 7: Prikaz godišnjih standardnih devijacija prinosa..... | 20 |
| Tablica 8: Prikaz dobivenih parametara za GPD | 21 |
| Tablica 9: Prikaz parametara GEV distribucije..... | 22 |
| Tablica 10: Prikaz VaR-a za BTC i G10 valute | 24 |
| Tablica 11: Prikaz očekivanog gubitka za BTC i G10 valute | 24 |
| Tablica 12: Prikaz rezultata VaR-a i očekivanog gubitka..... | 25 |
| Tablica 13: GARCH-MIDAS za Bitcoin specifične objašnjavajuće varijable | 32 |
| Tablica 14: Prikaz korelacija među kriptovalutama po periodima..... | 35 |
| Tablica 15: Prikaz koeficijenata "prelijevanja" | 43 |
| Tablica 16: Prikaz kriptovaluta za koje metoda pomičnih prosjeka dominira nad strategijom "kupi i drži" | 53 |
| Tablica 17: Prikaz rezultata regresijskih modela | 56 |
| Tablica 18: Prikaz prinosa portfelja sa i bez Bitcoina..... | 59 |
| Tablica 19: Prikaz pokazatelja za 5 portfelja sa različitim udjelima Bitcoina..... | 60 |
| Tablica 20: Prikaz rezultata deskriptivne statistike..... | 65 |
| Tablica 21: Prikaz koeficijenata korelacije za navedene kriptovalute | 66 |
| Tablica 22: Prikaz rezultata Augmented Dickey Fuller testa..... | 66 |
| Tablica 23: Prikaz rezultata ARCH(1) modela | 67 |
| Tablica 24: Prikaz rezultata GARCH (1,1) modela | 68 |
| Tablica 25: Rezultati TGARCH modela | 69 |
| Tablica 26: Rezultati EGARCH modela | 70 |

