

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

**MERJENJE VPLIVA SENTIMENTA DRUŽBENIH MEDIJEV NA
VREDNOST BITCOINA S POMOČJO EKONOMETRIČNE ANALIZE**

Ljubljana, junij 2023

MATEJ CIZERLE

IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisani Matej Cizerle, študent Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, avtor predloženega dela z naslovom Merjenje vpliva sentimenta družbenih medijev na vrednost bitcoina s pomočjo ekonometrične analize, pripravljenega v sodelovanju s svetovalcem red. prof. dr. Miroslavom Verbičem

IZJAVLJAM

1. da sem predloženo delo pripravil/-a samostojno;
2. da je tiskana oblika predloženega dela istovetna njegovi elektronski obliki;
3. da je besedilo predloženega dela jezikovno korektno in tehnično pripravljeno v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, kar pomeni, da sem poskrbel/-a, da so dela in mnenja drugih avtorjev oziroma avtoric, ki jih uporabljam oziroma navajam v besedilu, citirana oziroma povzeta v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani;
4. da se zavedam, da je plagiatorstvo – predstavljanje tujih del (v pisni ali grafični obliki) kot mojih lastnih – kaznivo po Kazenskem zakoniku Republike Slovenije;
5. da se zavedam posledic, ki bi jih na osnovi predloženega dela dokazano plagiatorstvo lahko predstavljalo za moj status na Ekonomski fakulteti Univerze v Ljubljani v skladu z relevantnim pravilnikom;
6. da sem pridobil/-a vsa potrebna dovoljenja za uporabo podatkov in avtorskih del v predloženem delu in jih v njem jasno označil/-a;
7. da sem pri pripravi predloženega dela ravnal/-a v skladu z etičnimi načeli in, kjer je to potrebno, za raziskavo pridobil/-a soglasje etične komisije;
8. da soglašam, da se elektronska oblika predloženega dela uporabi za preverjanje podobnosti vsebine z drugimi deli s programsko opremo za preverjanje podobnosti vsebine, ki je povezana s študijskim informacijskim sistemom članice;
9. da na Univerzo v Ljubljani neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno prenašam pravico shranitve predloženega dela v elektronski obliki, pravico reproduciranja ter pravico dajanja predloženega dela na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija Univerze v Ljubljani;
10. da hkrati z objavo predloženega dela dovoljujem objavo svojih osebnih podatkov, ki so navedeni v njem in v tej izjavi.
11. da sem preveril verodostojnost informacij, ki izhajajo iz zapisov na podlagi uporabe orodij umetne inteligence.

V Ljubljani, dne 23.06.2023

Podpis študenta: _____

KAZALO

UVOD	4
1 PREGLED LITERATURE	5
1.1 Naložbeni razred.....	5
1.1.1 Opredelitev naložbenega razreda.....	5
1.1.2 Umestitev kriptovalute Bitcoin med naložbene razrede.....	6
1.2 Formiranje vrednosti bitcoina.....	8
1.2.1 Dosedanje študije.....	8
1.2.2 Vedenjske finance.....	9
1.2.3 FOMO (Fear Of Missing Out), FUD (Fear, Uncertainty, Doubt)	13
1.2.4 Primer objave na Twitterju in njihov vpliv na vrednost bitcoina	14
1.3 Družbene trgovalne platforme	16
1.3.1 eToro.....	17
1.3.2 GAMESTOP (GME) – primer slabe prakse rabe družbenih medijev na kapitalskem trgu in potreba po regulaciji	19
1.4 Analiza sentimenta s pomočjo procesiranja naravnega jezika	20
2 PODATKI	24
2.1 Spremenljivke, vezane na ponudbo ter povpraševanje po bitcoinih	24
2.1.1 Vrednost bitcoina (BTC_P).....	24
2.1.2 Količina bitcoinov v obtoku (BTC_Q).....	24
2.1.3 Št. uporabljenih bitcoin naslovov (BTC_A).....	25
2.1.4 Dnevno število opravljenih transakcij v BTC (BTC_T)	25
2.1.5 Bitcoin dnevi uničenja (BTC_D).....	25
2.1.6 Menjalni tečaj EUR/USD (EUR_USD)	26
2.2 Spremenljivke, vezane na makrofinančne kazalnike	26
2.2.1 Dow Jones Industrial Average Index (DJIA)	26
2.2.2 West Texas Intermediate Crude Oil (WTI)	26
2.2.3 TVC Gold (GLD)	26
2.2.4 CBOE Volatility Index (VIX)	27
2.3 Spremenljivke, vezane na privlačnost bitcoina.....	27
2.3.1 Sentiment Bitcoina: pozitiven (POS), negativen (NEG)	27
2.3.2 Google Trend: »bitcoin« (GOT).....	29
2.4 Pregled korelacijskih koeficientov izbranih spremenljivk	31
3 EKONOMETRIČNA ANALIZA.....	35
3.1 Specifikacija ekonometričnega modela in rezultat multiple linearne regresije	35
3.1.1 Predviden vpliv naših uporabljenih neodvisnih spremenljivk v ekonometričnem modelu na odvisno spremenljivko vrednosti bitcoina	37

3.1.2 Rezultat OLS regresije osnovnega modela	38
3.2 Preverba prisotnosti multikolinearnosti, avtokorelacije, heteroskedastičnosti	39
3.2.1 Multikolinearnost	39
3.2.2 Heteroskedastičnost.....	40
3.2.3 Avtokorelacija	41
3.3 Primerjava dejanskih ter z regresijskim modelom ocenjenih vrednosti bitcoina	44
SKLEP.....	45
LITERATURA IN VIRI.....	46

KAZALO TABEL

Tabela 1: Korelacijska tabela naložb	7
Tabela 2: Korelacijska matrika uporabljenih spremenljivk	34
Tabela 3: Povzetek spremenljivk, ki jih uporabimo v našem ekonometričnem modelu.....	38
Tabela 4: Rezultat OLS regresije (osnovni model)	39
Tabela 5: Varianci inflacijski faktor (VIF)	40
Tabela 6: Rezultat OLS regresije (model z omejitvijo po popravku multikolinearnosti) ...	40
Tabela 7: Rezultat regresije s pomočjo robustnih standardnih napak (angl. robust standard errors / White-corrected standard errors)	41
Tabela 8: Rezultat regresije s pomočjo Newey-West standardnih napak	42

KAZALO SLIK

Slika 1: Funkcija vrednosti.....	10
Slika 2: Elon Musk objavi Bitcoin logo na svojem profilu Twitter	14
Slika 3: Tvit Elona Muska: »In retrospect, it was inevitable«	15
Slika 4: Tvit, v katerem Elon Musk sporoča, da Tesla ne sprejema več bitcoinov kot plačilno sredstvo.....	15
Slika 5: Število novih uporabnikov trgovalnih platform v 2020.....	16
Slika 6: »Signalizator« Jorden Boer in njegovi kazalniki trgovanja	17
Slika 7: Komunikacija in izmenjava mnenj uporabnikov na eToru	18
Slika 8: Analiza sentimenta s pomočjo strojnega učenja/leksikona.....	21
Slika 9: Indeks strahu in pohlepa kriptovalute Bitcoin	23
Slika 10: Pregled aktualnih novic bitcoina, od koder sta razvidni polarnost (negativna) ter moč (–60 %) sentimenta.....	23

Slika 11: Prikaz gibanja vrednosti bitcoina ter tekstovnih enot s pozitivnim oz. z negativnim sentimentom na družbenih medijih v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023	28
Slika 12: Delež števila tekstovnih enot s pozitivnim (POS) oz. negativnim sentimentom (NEG) v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023	28
Slika 13: Države z najvišjim indeksom iskalnega niza »bitcoin« v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023	30
Slika 14: Razsevana matrika uporabljenih spremenljivk	31
Slika 15: Primerjava dejanskih ter z regresijskim modelom ocenjenih vrednosti bitcoina v proučevanem obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023	44

SEZNAM KRATIC

angl. – angleško

BDD – (angl. Bitcoins Days Destroyed); Bitcoin dnevi uničenja

ESMA – (angl. European Securities and Market Authority); Evropski organ za vrednostne papirje in trge

EU – (angl. European Union); Evropska unija

FOMO – (angl. Fear Of Missing Out); strah pred zamujeno priložnostjo visokih donosov

FUD – (angl. Fear, Uncertainty, Doubt); strah, negotovost, dvom

GME – podjetje GameStop

NLP – (angl. natural language processing); tehnologija procesiranja naravnega jezika

RMSE – (angl. root mean square error); koren povprečne kvadratne napake

SEC – (angl. U.S. Securities and Exchange Commission); Ameriška komisija za vrednostne papirje in borzo

STP – (angl. Social Trading Platform); družbena trgovalna platforma

WSB – (angl. Wallstreetbets); skupina malih vlagateljev na forumu Reddit

UVOD

Za kriptovalute ne moremo ravno reči, da gre v osnovi za novo finančno inovacijo, se je pa zanimanje zanje s strani medijev, finančnih vlagateljev ter vedoželjnejšev s področja informacijske tehnologije v zadnjem času nedvomno drastično povečalo. Nekateri radi povezujejo pojav kriptovalut z letnico 2008, ko je bila izdana bela knjiga (angl. white paper) za kriptovaluto Bitcoin. V tej beli knjigi je opisano, kako avtor pod psevdonimom Satoshi Nakamoto zasnuje kriptovaluto Bitcoin, namen katere je uporabnikom omogočiti plačevanje brez posrednikov (bank) s pomočjo veriženja blokov (angl. blockchain) ter pri tem ostati anonimen (Nakamoto, 2008). Toda prvo kriptovaluto leta 1983 v svojem delu *Blind signatures for untraceable payments* zasnuje že ameriški informatik David Chaum. S pomočjo svojega podjetja DigiCash Inc. ustvari plačilni sistem eCash, v katerem s pomočjo kriptografskih protokolov Chaum že uspešno reši problem dvojne porabe (angl. double spending). V kriptografske protokole Chaum implementira t. i. slepo podpisovanje (angl. blind signatures), kar že omogoči uporabnikom tega plačilnega sistema eCash tudi anonimnost (Pak Nian & Lee Kuo Chuen, 2015, str. 8–9).

Ob tem se nam poraja vprašanje, v čem se Bitcoin toliko razlikuje od svojih predhodnikov v svetu kriptovalut, da mu je uspelo privabiti številne uporabnike oz. vlagatelje v to zadevno kriptovaluto. Eden izmed pomembnih faktorjev je zagotovo tehnološka inovacija veriženja blokov oz. javna knjiga (angl. public ledger), s pomočjo katere je rešen t. i. problem bizantinskega generala (angl. General Byzantine problem). Distribuirana javna knjiga (angl. distributed public ledger) namreč doseže soglasje med vsemi udeleženci brez prisotnosti centralne avtoritete (Ong, Ming Lee, Li & Lee Kuo Chuen, 2015, str. 82).

Lahko rečemo, da se je Bitcoin pojavil tudi ob pravem času na pravem mestu. Zaradi preteklih globalnih finančnih kriz je veliko njegovih entuziastov v njem uvidelo alternativo za, po njihovem mnenju, tedanji zastareli denarni sistem (Papadopoulos, 2015, str. 160). Dodatno pa je tudi sam proces rudarjenja (angl. mining) pripomogel k temu, da je Bitcoin dosegel t. i. kritično maso (angl. critical mass). Pri rudarjenju gre za proces potrjevanja transakcij, za kar so udeleženci nagrajeni z novimi bitcoini. Če je višina nagrad višja od stroškov rudarjenja, to motivira obstoječe rudarje, da ti ne zapustijo omrežja kriptovalute Bitcoin, hkrati pa motivira nove posameznike z željo po zaslužku, da se pridružijo temu omrežju. O doseženi kritični masi govorimo, kadar imamo dovolj število prevzemnikov neke inovacije v družbenem sistemu, pri čemer je stopnja prevzema te zadevne inovacije samovzdržna (angl. self-sustaining) in hkrati ustvarja nadaljnjo rast (Teo, 2015, str. 192). Za razliko od Bitcoina kriptovaluti eCash ne uspe doseči kritične mase in tako je njihovo podjetje DigiCash Inc. leta 1998 primorano razglasiti stečaj (OECD, 2002, str. 75). To potrjuje, kako je zelo pomembno za inovacije, med katere spadajo tudi kriptovalute, da za njihovo uveljavitev in nadaljnji obstoj dosežejo kritično maso (Teo, 2015, str. 200). Kritično maso je moč doseči s pomočjo omrežnega učinka (angl. network effect), konkretno s pomočjo direktnih ter indirektnih omrežnih eksternalij. O direktnih eksternalijah govorimo

takrat, kadar vsak na novo pridružen uporabnik omrežja Bitcoin poveča uporabnost tega omrežja. Baza uporabnikov, od koder lahko posameznik prejme oz. kamor lahko pošlje bitcoine, se namreč poveča. Vsak novi uporabnik pa ustvari zanimanje ter pritegne nove, dodatne uporabnike omrežja Bitcoin. Pri indirektnih eksternalijah gre pa za komplementarne dobrine, kot so npr. kriptovalutne borze, kriptovalutne denarnice ter bančni avtomati za dvig kriptovalut, ki prispevajo k povečani uporabnosti omrežja Bitcoin in spodbujajo ljudi k uporabi tega omrežja (Teo, 2015, str. 191–193). Za doseg kritične mase pa svojevrstno vplivajo tudi družbeni mediji (angl. social media) preko svojih kanalov komuniciranja.

Namen diplomske naloge je predstaviti, kakšen vpliv imajo družbeni mediji na vrednost kriptovalut. Zaradi hitre rasti vrednosti kriptovalut zanimanje zanje kaže vse več vlagateljev, ki vsebinsko niti ne poznajo namena oz. funkcionalnosti kriptovalut, v katere vlagajo in nimajo potrebnega finančnega predznanja za racionalno trgovanje z njimi. Večina se jih odloča le na podlagi visoke pretekle rasti določene kriptovalute – zajame jih namreč strah, da bi zamudili priložnost visokih donosov (angl. Fear Of Missing Out, v nadaljevanju FOMO). S kriptovalutami trgujejo praktično vsi, od otrok do starejših oseb, od finančno nepismenih do borznih gurujev. Prav zaradi razširjenosti vlaganja večjega dela populacije v kriptovalute, za kar so zaslužna med drugim tudi družbeni mediji, smo se odločili, da zadevo podrobneje analiziramo in predstavimo v tej diplomski nalogi.

Cilj diplomske naloge je preveriti, kakšen vpliv imajo družbeni mediji, kot so Telegram, Twitter, Reddit ter Bitcointalk, na vrednost kriptovalut v obdobju 1. 7. 2021 do 28. 2. 2023. To bomo storili s pomočjo ekonometrične analize na podlagi tekstovnih enot iz prej omenjenih družbenih medijev, ki imajo lahko pozitiven oz. negativen sentiment, in sicer konkretno na kriptovaluti s trenutno največjim tržnim deležem, tj. na Bitcoinu. Predpostavljamo, da tekstovna enota na družbenem mediju s pozitivnim sentimentom povzroči povečanje vrednosti kriptovalute Bitcoin. In obratno, tekstovna enota na družbenem mediju z negativnim sentimentom povzroči padec vrednosti kriptovalute Bitcoin.

1 PREGLED LITERATURE

1.1 Naložbeni razred

1.1.1 Opredelitev naložbenega razreda

V posamezni naložbeni razred (angl. asset class) grupiramo finančne naložbe s podobnimi lastnostmi. V njem najdemo finančne naložbe s podobno stopnjo tveganja ter donosnosti, podvrženi so istim regulativam, sprememba ekonomskih dejavnikov pa ima na finančne naložbe znotraj istega naložbenega razreda podoben vpliv. V razvitih državah poznamo v osnovi 4 tradicionalne naložbene razrede, katere tudi naštejmo (Wilcox & Fabozzi, 2013, str. 275):

- delnice (angl. common stocks),
- obveznice (angl. bonds),
- nepremičnine (angl. real estate),
- denarni ekvivalenti (angl. cash equivalents).

Vsak naložbeni razred pa je možno umestiti v enega izmed 3 t. i. naložbenih superrazredov (angl. superclass asset) (Greer, 2018, str. 63):

- kapitalske naložbe (angl. Capital Assets),
- potrošne/transformne naložbe (angl. Consumable / Transformable Assets),
- naložbe, ki služijo kot hranilec vrednosti (angl. Store of Value Assets).

Med pomembnejše kapitalske naložbe štejemo delnice in obveznice. Obe naložbi obljubljata za njene imetnike denarno nagrado v obliki dividende pri delnicah ter rast vrednosti delnic oz. plačilo dogovorjenih obrokov obresti ter vračilo glavnice pri obveznicah. Vrednotenje obeh naložb oz. določitev neto sedanje vrednosti se opravi s pomočjo modela diskontiranega denarnega toka. Omenjeni model se lahko uporabi tudi pri vrednotenju nepremičnin, kjer prejemamo mesečne rente iz naslova oddajanja premoženja. Tako tudi nepremičnine kot naložbeni razred uvrščamo v superrazred kapitalskih naložb (Greer, 2018, str. 63).

Surovine, kot je npr. pridelana hrana, lahko konzumiramo direktno. Spet druge surovine predelamo oz. transformiramo, kot je to v primeru pogonskega goriva, kjer je bencin predelan iz surove nafte. Tovrstni naložbeni razred surovin štejemo v superrazred potrošnih oz. transformnih naložb, kjer je vrednost določena na podlagi ponudbe in povpraševanja (Greer, 2018, str. 64).

Sklop naložbenih superrazredov zaključujejo naložbe, ki služijo kot hranilec vrednosti. Sem štejemo naložbeni razred umetnin, valut ter plemenitih kovin (Greer, 2018, str. 65).

1.1.2 Umestitev kriptovalute Bitcoin med naložbene razrede

Chris Burniske (ARK Invest) in Adam White (Coinbase) poskušata v raziskavi odgovoriti na vprašanje, ali lahko bitcoin umestimo v podrazred že obstoječih tradicionalnih naložbenih razredov, ali pa gre pri bitcoinu za čisto novi naložbeni razred. Tradicionalne naložbene razrede je moč ločiti na podlagi naslednjih značilnosti (Burniske & White, 2017, str. 4):

- dovoljšna likvidnost oz. možnost investiranja (angl. Investability),
- političnoekonomske značilnosti (angl. Politico-Economic Features),
- korelacija donosnosti (angl. Correlation of Returns: Price Independence),
- razmerje med tveganjem in donosnostjo (angl. Risk-Reward Profile).

Indeks dnevne likvidnosti bitcoina Burniske in White primerjata z indeksom zlata SPDR Gold Shares ETF (GOLDLNPM) ter z indeksom nepremičnin Morgan Stanley Capital International (MSCI) US Real Estate Investment Trust Index (RMZ), ki predstavljata

benchmark v svojem naložbenem razredu. Dnevna likvidnost bitcoina za zadnje 3 mesece v letu 2016 je 3-krat večja v primerjavi z zlatom ter skoraj 10-krat večja v primerjavi z nepremičninami. S tem bitcoin izpolnjuje pogoj dovoljšne likvidnosti oz. možnosti investiranja (angl. Investability) (Burniske & White, 2017, str. 8).

Ko govorimo o političnoekonomskih značilnostih nekega naložbenega razreda, imamo v mislih predvsem njegovo osnovno vrednost, njegovo upravljanje ter možnost njegove praktične uporabe. Trenutna vrednost bitcoina je določena predvsem na podlagi pričakovanj o njegovi potencialni uporabnosti v prihodnje. Kritiki Bitcoina pa vidijo slabost predvsem v tem, da ga ne upravlja nobeno uradno pravno telo, kot je to npr. centralna banka pri izdaji denarja, saj je popolnoma decentraliziran (Burniske & White, 2017, str. 10).

Kot je razvidno iz korelacijske tabele 1, je bitcoin edina naložba, ki v proučevanem obdobju med leti 2011–2016 ohrani nizko povezavo gibanja vrednosti v primerjavi z ostalimi naložbami (Burniske & White, 2017, str. 16).

Tabela 1: Korelacijska tabela naložb

	Delnice S&P 500	Ameriške obveznice	Bitcoin	Zlato	Neprem.	Nafta	Valute razvijajočih se trgov
Del. S&P 500		−0,67	0,35	0,48	0,87	0,73	0,83
Am. obvezn.	−0,67		0,28	0,53	0,59	−0,52	0,57
Bitcoin	0,35	0,28		−0,51	−0,39	−0,37	0,27
Zlato	0,48	0,53	−0,51		0,45	0,52	0,62
Nepremičnine	0,87	0,59	−0,39	0,45		0,63	0,74
Nafta	0,73	−0,52	−0,37	0,52	0,63		0,63
Valute razv. se trgov	0,83	0,57	0,27	0,62	0,74	0,63	

**Legenda: Visoka povezava za korelacijske koeficiente absolutne vrednosti, večje od 0,66, srednja povezava 0,4–0,66 abs. vr., nizka povezava 0–0,4 abs vr.*

Vir: Burniske & White (2017).

Ko govorimo o razmerju med tveganjem in donosnostjo (angl. Risk-Reward Profile), pri bitcoinu ugotovimo, da gre v primerjavi z ostalimi za zelo volatilno oz. tvegano naložbo, ki

pa je v proučevanem obdobju 2011–2016 prinašala nadpovprečne donose (Burniske & White, 2017, str. 19–24).

Bitcoin torej izpolnjuje pogoj dovoljšne likvidnosti oz. možnosti investiranja (angl. Investability), od ostalih naložb pa se razlikuje po političnoekonomskih značilnostih, razmerju med tveganjem in donosnostjo ter korelaciji gibanja vrednosti. To pa pomeni, da bitcoin predstavlja svojevrsten naložbeni razred (Burniske & White, 2017, str. 24).

1.2 Formiranje vrednosti bitcoina

1.2.1 Dosedanje študije

Ladislav Kristoufek (2013) meni, da gibanja vrednosti bitcoina ni moč pojasniti s pomočjo obstoječih ekonomskih in finančnih teorij. Rast vrednosti bitcoina pripisuje predvsem veri vlagateljev v njegovo nenehno rast. Sentiment oz. razpoloženje vlagateljev (angl. investor sentiment) po njegovem mnenju tako postane ena od ključnih spremenljivk pri oblikovanju vrednosti bitcoina. V svojem delu proučuje odnos med gibanjem vrednosti bitcoina ter številom iskalnih poizvedb ključne besede »bitcoin« v Googlovem iskalniku (s pomočjo Google Trenda) ter v Wikipediji. Proučevani podatki so zajeti za obdobje od 1. 5. 2011 do 30. 6. 2013. Kristoufek (2013) dokaže obstoj korelacije med številom iskanj poizvedb ter gibanjem vrednosti bitcoina. V času gibanja vrednosti bitcoina nad njegovo trendno linijo število iskalnih poizvedb še dodatno potisne njegovo vrednost navzgor. In obratno, v času gibanja vrednosti bitcoina pod njegovo trendno linijo število iskalnih poizvedb njegovo vrednost izdatno potisne navzdol. Odnos med številom iskalnih poizvedb ter vrednostjo bitcoina je dvosmerno (angl. bidirectional relationship), to pomeni, da prvotna spremenljivka vpliva na drugo in vica versa, kar pa je predvsem značilno za špekulativne finančne trge. Pomanjkljivost obeh izbranih spremenljivk Google Trenda ter Wikipedije je v tem, da prikazujeta le število iskanj besede »bitcoin«, kar reflektira stopnjo zanimanja za Bitcoin, ni pa iz tega moč razbrati sentiment vlagateljev.

Van Wijk (2013) v svoji študiji proučuje gibanje vrednosti bitcoina v odvisnosti od finančnih indikatorjev, kot so razpoloženje na borzi, vrednost nafte in tečajne vrednosti. Proučevani podatki so zajeti za obdobje od 1. 7. 2010 do 13. 6. 2013. V svoji študiji konkretno vključi naslednje spremenljivke:

- borzni indeks: Dow Jones Index, FTSE 100 Index, Nikkei 225 Index,
- vrednost nafte: Brent oil price, WTI oil price, UBS Bloomberg CMCI oil index,
- menjalni tečaj: EUR/USD, JPY/USD.

Dow Jones Index, menjalni tečaj EUR/USD ter WTI oil price se izkažejo kot spremenljivke, ki imajo v omenjeni študiji kratkoročno največji vpliv na oblikovanje vrednosti bitcoina.

Dolgoročni vpliv na oblikovanje vrednosti bitcoina pa ima le Dow Jones Index (Van Wijk, 2013).

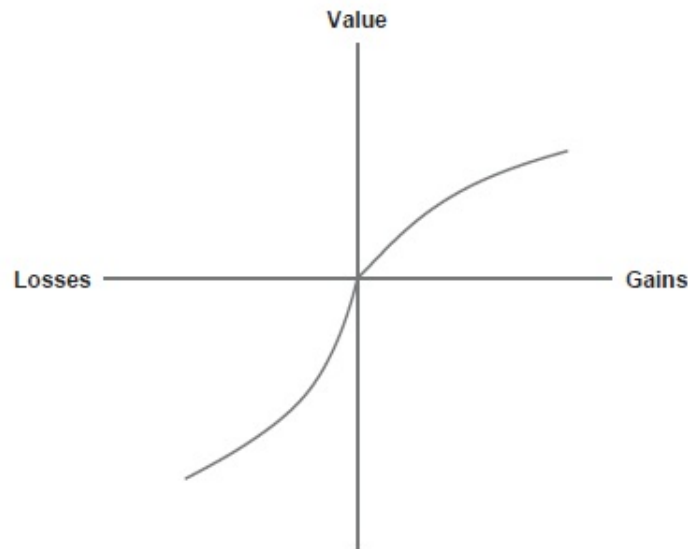
V eni od študij avtorji analizirajo vpliv tržnih sil ponudbe in povpraševanja, globalnih makrofinančnih kazalnikov ter kazalnikov privlačnosti Bitcoina kot investicije, ki ga imajo na formiranje vrednosti bitcoina. Proučevani podatki so zajeti za obdobje od novembra 2009 do maja 2015. Zasnujejo ekonometričen model, ki v osnovi temelji na Barrovem modelu zlatega standarda. Empirični rezultati študije kažejo na pomembno vlogo spremenljivk ponudbe in povpraševanja po bitcoinih pri formiranju vrednosti tako na kratek kot tudi na dolgi rok. Spremenljivke kazalnikov privlačnosti bitcoina ter makrofinančnih kazalnikov pa znatno vplivajo na formiranje vrednosti bitcoina le na kratek rok (Ciaian, Rajcaniova & Kancs, 2016, str. 1801–1814).

1.2.2 Vedenjske finance

Vedenjske finance (angl. behavioral finance) so relativno novo področje, ki se je razmahnilo in začelo pospešeno pridobivati popularnost v 80. letih prejšnjega stoletja. Gre za proučevanje, kako psihologija ter ostale discipline vplivajo na odločitve posameznika in kako se to potem odrazi na trgu. Obnašanje posameznikov ne sovпада vedno s tradicionalno ekonomsko teorijo, kjer se vsi posamezniki odločajo racionalno in kjer imamo popolnoma učinkovit trg. Ravno to vrzel pa je moč dopolniti in obrazložiti s pomočjo vedenjskih financ. Proučevanje vedenjske pristranskosti na kognitivnem, emocionalnem, prav tako pa tudi na sociokulturnem področju pripomore k razumevanju napačnih, neoptimalnih ekonomskih odločitev posameznikov. Pojasniti poskuša sunkovite, visoke stopnje rasti in padce vrednosti naložb na ravni trga, ki lahko vodijo v finančne mehurčke in posledično v finančni kolaps (Baker, Filbeck & Nofsinger, 2019, str. 2–5).

Daniel Kahneman ter Amos Tversky sta v letu 1979 izdala članek o teoriji obetov (angl. prospect theory), kar danes velja za temeljno delo na področju vedenjskih financ. Teorija obetov opisuje, kako posamezniki ovrednotijo dobiček oz. izgubo. Oblikuje se referenčna točka, ki predstavlja relativno osnovo za ocenjevanje dobičkov in izgub. Funkcija vrednosti je v obliki črke »S« in je asimetrična, kar odraža posameznikovo nenaklonjenost izgubam. Tako npr. 1 enoto izgube občutimo intenzivnejše in bolj boleče, kot pa nas na drugi strani osreči in prispeva 1 enota dobička. Funkcija vrednosti je zato konveksna in bolj strma, ko govorimo o izgubah, ter konkavna in bolj položna, ko govorimo o dobičku, kot je razvidno na sliki 1 (Pompian, 2006, str. 31–32).

Slika 1: Funkcija vrednosti



Vir: Kahneman & Tversky (1979).

Vedenjske finance je moč deliti na mikro (angl. Behavioral Finance Micro) ter makro (angl. Behavioral Finance Macro) raven. Mikro vedenjske finance proučujejo vedenje posamičnih vlagateljev na trgu in kako se le-ti razlikujejo od racionalnih vlagateljev, predstavljenih v tradicionalni ekonomski teoriji. Makro vedenjske finance pa poskušajo odkriti in opisati anomalije, ki se pojavljajo na trgu in so v neskladju s pričakovanji hipoteze učinkovitega trga (Pompian, 2006, str. 8–9).

Vedenjsko pristranskost lahko v grobem delimo na kognitivno in emocionalno vedenjsko pristranskost, obe pa pripomoreta k iracionalni izbiri posamičnega vlagatelja. Kognitivna pristranskost izvira iz napačnega sklepanja posamičnega vlagatelja ob danih informacijah, njen vpliv pa je možno zmanjšati tako, da posameznik pridobi nove, boljše informacije in da se o zadevi dobro poduči. Nasprotno pa velja za emocionalno pristranskost, ki deluje impulzivno in intuitivno na vlagatelja in jo je zato težje odpraviti (Pompian, 2006, str. 44).

1.2.2.1 Kognitivna pristranskost

Pretirana samozavest

V svoji najbolj osnovni obliki lahko pretirano samozavest (angl. overconfidence bias) povzamemo kot neupravičeno prepričanje v svojo pravilno presojo in kognitivne sposobnosti. Vlagatelji precenjujejo svoje lastne sposobnosti napovedovanja kakor tudi pravilnost informacij, s katerimi razpolagajo. Za tovrstne vlagatelje je značilno, da preveč trgujejo (večinoma s preozkim intervalom zaupanja) in posedujejo portfelje, ki niso dovolj razpršeni (Pompian, 2006, str. 51–52).

Reprezentativnost

Je posledica vlagateljevega napačnega zaznavnega okvirja pri spopadanju z novim pojavom. Dražljaji na podlagi preteklih izkustev dajejo vlagatelju napačen občutek, da je novi pojav podoben pojavu, s katerim se je soočil že v preteklosti. Reprezentativna pristranskost (angl. representativeness bias) se pojavlja kot posledica zanemarjanja osnovnega deleža (angl. base rate neglect) ali pa kot posledica zanemarjanja velikosti vzorca (angl. sample size neglect). V prvem primeru si poskušajo vlagatelji ustvariti splošne klasifikacijske sheme, ki bi jih potem npr. uporabili za vrednotenje posamičnih podjetij, pri čemer pa pogosto zanemarijo pomembne dejavnike, ki vplivajo na poslovni uspeh dotičnega podjetja, v katerega vlagajo. Lahko rečemo, da se pri naložbah zanašajo na stereotipe. O drugem primeru, o zanemarjanju velikosti vzorca (angl. sample size neglect) pa govorimo takrat, ko vlagatelji ugotovljene lastnosti na majhnem vzorcu pripišejo tudi vsej preostali populaciji (Pompian, 2006, str. 62–63).

Sidranje in prilagoditev

Za pristranskost sidranja in prilagoditve (angl. anchoring and adjustment bias) je značilno, da si vlagatelji sami pri sebi ustvarijo neko referenčno vrednost, npr. nakupna vrednost naložbe. To je vrednost, h kateri se vlagatelji po navadi vrnejo in jo primerjajo s trenutno vrednostjo naložbe, ko razmišljajo o dodatnem nakupu oz. prodaji te iste naložbe. Tudi ko pridejo na trg nove informacije, vlagatelji podvrženi tovrstni pristranskosti naložbo sicer prilagodijo, vendar nezadostno, saj še vedno dajejo večji pomen referenčni vrednosti. Medtem ko racionalni vlagatelji na podlagi novih informacij svojo pozicijo v naložbi objektivno prilagodijo, ne glede na nakupne oz. ciljne vrednosti naložbe (Pompian, 2006, str. 75–76).

Iluzija nadzora

Pri iluziji nadzora (angl. illusion of control bias) posameznik verjame, da lahko nadzira ali pa vsaj vpliva na rezultate, čeprav v resnici ne more. V eni izmed študij pri metanju kovanca so odkrili, da so ljudje, po tem, ko so bili uspešni pri napovedovanju izida cifra/grb, dejansko verjeli, da so dobri napovedovalci v tej disciplini, kjer je izid sicer naključen (Pompian, 2006, str. 111–112).

Miselno razvrščanje

Posamezniki zaradi miselnega razvrščanja (angl. mental accounting) denarna sredstva vrednotijo različno, odvisno od izvora. Tako sredstva, pridobljena iz delovnega razmerja, cenijo bolj kot pa npr. sredstva iz naslova dedovanja. Pri tem sredstva, ki so bila podarjena, bolj nepremišljeno trošijo (Pompian, 2006, str. 171).

1.2.2.2 *Emocionalna pristranskost*

Pristranskost posedovanja

Pri pristranskosti posedovanja (angl. endowment bias) posameznik bolj ceni tisto naložbo, ki jo ima sam v lasti. Pri tem pa je najnižja vrednost, po kateri je posameznik pripravljen prodati svojo naložbo, višja od najnižje nakupne vrednosti, po kateri bi jo ta isti posameznik bil pripravljen plačati – kar pa ni v skladu s standardno ekonomsko teorijo. Za tovrstne vlagatelje je značilno, da so lojalni do naložb, ki so jih podedovali, se jih radi oklepajo in zato se izogibajo prodaji le-teh, četudi bi to bilo v nekem trenutku najbolj smiselno (Pompian, 2006, str. 139–143).

Samoobvladovanje

Preprosto povedano, pri pristranskosti samoobvladovanja (angl. self-control bias) ljudje radi trošijo danes na račun varčevanja v prihodnje. Predstavljeno na primeru, tovrstno početje lahko ogrozi varno upokožitev, saj posamezniki niso privarčevali dovolj sredstev ali pa so se odločili za bolj tvegan portfelj tik pred upokožitvijo, da bi nadomestili zamujen čas investiranja (Pompian, 2006, str. 150–155).

Pretiran optimizem

Za vlagatelje, ki so podvrženi pretiranemu optimizmu (angl. optimism bias), je značilno, da radi prebirajo »rožnate« napovedi prihodnjih donosov naložb analitikov. Prepričani so, da naložbe, v katere investirajo, ne morejo spodleteti. Optimizem sam po sebi ni slaba stvar, vendar pa mora obstajati zdravo ravnovesje med optimizmom ter realizmom (Pompian, 2006, str. 163–167).

Razpoloženje vlagateljev

Pomemben temelj vedenjskih financ predstavlja t. i. razpoloženje vlagateljev (angl. investor sentiment), teorija, ki proučuje vlagatelja, kako v praksi ustvari prepričanje o določeni naložbi in kako jo ovrednoti. O omejeni racionalnosti (angl. bounded rationality) posamičnih vlagateljev govorimo takrat, kadar so le-ti omejeni z informacijo, s katero razpolagajo, so kognitivno omejeni ter omejeni s časom, ki ga imajo na razpolago za svojo odločitev. Napačne, neoptimalne ekonomske odločitve posameznika pri procesiranju informacij so po navadi povezane z napačnimi, neoptimalnimi odločitvami ostalih udeležencev na trgu. To pa vodi v neučinkovitost trga in odražanje nepravilne vrednosti naložbe (Baker, Filbeck & Nofsinger, 2019, str. 6).

Razpoloženje vlagateljev (angl. investor sentiment) lahko opišemo kot stopnjo optimizma oz. pesimizma vlagateljev glede prihodnjega kotiranja vrednosti vrednostnih papirjev (Baker & Wurgler, 2006, str. 1649).

Čredno vedenje

Čredno vedenje (angl. herding behaviour) je pojav, kjer vlagatelj posnema odločitve drugih pri sprejemanju strategij investiranja. V finančni teoriji razlikujemo namerno (angl. intentional) ter nenamerno (angl. unintentional) čredenje (Gemayel & Preda, 2018, str. 1144–1146).

Poglejmo si najprej primer namernega čredenja. Recimo, da 100 vlagateljev ocenjuje smiselnost investiranja v naložbo »X«. 20 vlagateljev meni na podlagi svoje analize, da bo naložba profitabilna, preostalih 80 vlagateljev pa meni, da naložba ne bo profitabilna. Vsak posamični vlagatelj pozna samo svojo oceno profitabilnosti naložbe, hkrati pa nima informacije, ali je preostalih 99 vlagateljev naklonjenih investiranju v naložbo »X« ali ne. V primeru, da bi vlagatelj imel možnost posvetovanja z ostalimi vlagatelji, bi se s skupnim znanjem kolektivno odločili, da naložba »X« ni primerna za investiranje. Predpostavimo, da se vlagatelji niso predhodno posvetovali, ne sprejmejo vsi odločitve o investiranju sočasno, ter da prvo potezo naredi nekaj posamičnih vlagateljev iz optimistične skupine (v kateri je 20 vlagateljev), ki so naklonjeni naložbi »X«. Zatem nekaj vlagateljev iz pesimistične skupine (80 vlagateljev) spremeni svoje mnenje in se prav tako odločijo za investiranje v naložbo »X«. To pa sproži efekt snežne kepe (angl. Snowball effect), kjer se na koncu večina od 100 vlagateljev odloči za investiranje v naložbo »X«. Kasneje, ko se izkaže naložba za neprofitabilno, je povsem verjetno, da bo čredenje delovalo v nasprotni smeri in se bodo vlagatelji nagibali k prodaji naložbe »X«. To pa povzroči volatilnost na trgu oz. lahko vodi v sistemska tveganja (Bikhchandani & Sharma, 2001, str. 279–282).

Za nenamerno čredenje pa je značilno, da se vlagatelji odzovejo na nove, visoko korelirane informacije identično, pri tem pa se ne ozirajo na ostale vlagatelje na trgu. To je pa predvsem značilnost učinkovitega trga (Gemayel & Preda, 2018, str. 1144–1146).

1.2.3 FOMO (angl. Fear Of Missing Out), FUD (angl. Fear, Uncertainty, Doubt)

V medijih na področju kriptovalut pogostokrat zasledimo kratici FOMO in FUD. FOMO lahko na splošno prevedemo kot prisotnost strahu pri ljudeh pred tem, da bi nekaj dobrega zamudili. Konkretno pri kriptovalutah gre za vsesplošno bojazen posameznika, da bi zamudil morebitno priložnost visokih donosov. Živimo v času, ko imamo na voljo številne družbene medije, ki nam omogočajo enostaven pregled aktualnih dogodkov in raznih razprav v realnem času. Večina ljudi, ki so močno dovzetni za FOMO, zato teži k uporabi družbenih medijev, da ne bi na podlagi novih informacij zamudili morebitne priložnosti za donosno naložbo (Przybylski, Murayama, DeHaan & Gladwell, 2013, str. 1841–1842). FOMO pa lahko sproži čredenje (angl. herding), kjer vlagatelji posnemajo naložbene odločitve preostalih udeležencev na trgu. Odločajo se na podlagi javnega mnenja na družbenih medijev, namesto da bi se zanašali na lastne ugotovitve iz preverjenih virov informacij (Gupta & Shrivastava, 2021, str. 1720–1721).

Najbolj znani primer začetka uporabe kratice FUD sega v leto 1970, ko je bil nekdanji IBM-ov izvršni direktor Gene Amdahl od ustanovitve dalje svojega novega podjetja Amdahl Corporation deležen s strani konkurenta IBM-a agresivne marketinške strategije, imenovane »strah, negotovost, dvom« oz. na kratko FUD (angl. Fear, Uncertainty, Doubt), ki ga je skoraj spravila v stečaj. Tehnike FUD po navadi uporabijo podjetja z večjim tržnim deležem, njen namen pa je oslabiliti konkurentov položaj na trgu. Tehnike FUD zajemajo vse od ustrahovanja strank in odvrčanje od konkurentovih proizvodov s tem, ko jih opozarjajo na potencialno nekompatibilnost proizvodov manj znanih podjetij. »Vaporware« je primer ene od znanih tehnik FUD. Podjetje poskuša oslabiliti konkurenčno podjetje na način, da samo oznani vrhunski izdelek, ki morebiti nikoli ne bo dejansko izdelan, in to ravno v času, ko konkurenca lansira nov proizvod na trg in tako poskuša zatreti njegov zagon in uspeh, sicer tehnološko bolj dovršenega produkta (Pfaffenberger, 2000, str. 79–80). V kriptosvetu FOMO potiska vrednosti kriptovalut navzgor, FUD pa navzdol. Od tod tudi izpeljava t. i. FOMO-FUD cikla, ki naj bi bil tudi en od vzrokov za povečano volatilnost na trgu kriptovalut.

1.2.4 Primer objave na Twitterju in njihov vpliv na vrednost bitcoina

Poglejmo primera 2 objav Elona Muska na Twitterju in njihov vpliv na vrednost bitcoina. Naj omenimo, da poslovni magnat, vizionar, soustanovitelj in izvršni direktor številnih znanih podjetij (zadnji odmevni nakup je bil prav nakup Twitterja) rangira po podatkih Brandwatcha s 118 mio sledilci na družbenem mediju Twitter na drugem mestu. Prvo mesto zaseda Barack Obama s 133 mio sledilci (Brandwatch, 2022). To pa pomeni, da Elon Musk z vsako svojo objavo doseže širok domet ljudi in s tem lahko potencialno vpliva tudi na nekatere odločitve svojih sledilcev oz. tudi širše množice preko deljenja vsebine tudi na druge kanale komuniciranja.

Primer 1: Elon Musk dne 29. 1. 2021 okoli 9.30 v svojo biografijo na Twitterju doda zapis »#bitcoin« (slika 2) ter tvitne: »In retrospect, it was inevitable« (slika 3) in s tem povzroči skok vrednosti bitcoina za 5.000 \$ oz. za 20 % v roku ene ure.

Slika 2: Elon Musk objavi Bitcoin logo na svojem profilu Twitter



Vir: Musk (brez datuma).

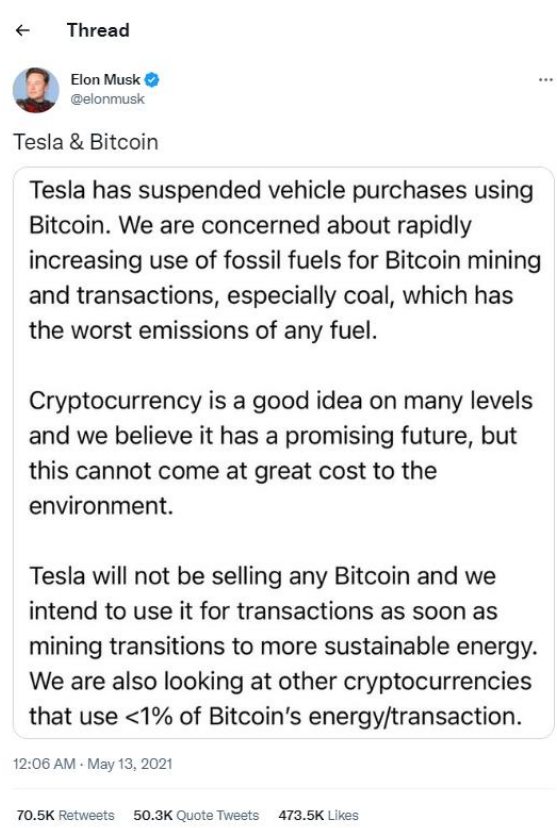
Slika 3: Tvit Elona Muska: »In retrospect, it was inevitable«



Vir: Musk (2021b).

Primer 2: Dne 13. 5. 2021 ob 00.06 Elon Musk v tvidu sporoči, da njegovo podjetje Tesla ne sprejema več bitcoinov kot plačilno sredstvo za nakup Teslinih vozil. Povod za tovrsten zapis naj bi bili okoljevarstveni pomisleki glede rudarjenja bitcoina ter ogromna količina električne energije (raba fosilnih goriv, predvsem premoga), ki je pri tem potrebna. V roku 24 ur od objave tvita vrednost bitcoina pade za približno 12 %.

Slika 4: Tvit, v katerem Elon Musk sporoča, da Tesla ne sprejema več bitcoinov kot plačilno sredstvo



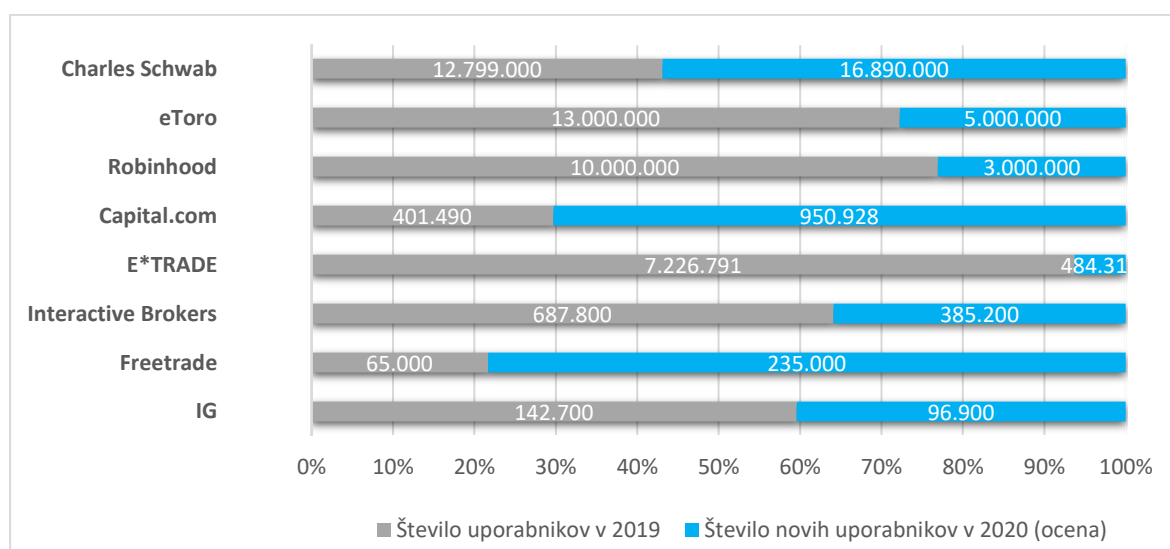
Vir: Musk (2021c).

1.3 Družbene trgovalne platforme

Družbeno trgovanje (angl. social trading) je relativno nov koncept. Gre za kombinacijo spletnega trgovanja s pomočjo orodij družbenih medijev. Rezultat tega je pregledno trgovalno okolje, imenovano družbena trgovalna platforma (angl. Social Trading Platforms, v nadaljevanju STP). Tu se zbirajo vlagatelji, ki si izmenjavajo mnenja o naložbah, trgovalnih strategijah oz. lahko tudi kopirajo portfelje uspešnih vlagateljev, pri čemer mora biti portfelj razkrit javnosti. Tako jim lahko sledijo z nakupom oz. prodajo naložbe v višini želenega vložka in to brez potrebnega dodatnega posredovanja v trenutku nakupa oz. prodaje upravitelja portfelja (Gemayel & Preda, 2018, str. 1144–1146). Vlagatelje, ki kopirajo portfelje, imenujemo »sledilci« (angl. followers), upravitelje portfeljev pa »signalizatorji« (angl. signalers). Poleg izmenjave informacij in možnosti sledenja uspešnih vlagateljev je za družbeno trgovalno platformo značilna tudi transparentnost in nižji stroški za uporabnike teh platform (Dorfleitner & Scheckenbach, 2022, str. 32).

Iz spodnje slike 5 je moč opaziti občutno povečanje novih uporabnikov vseh vrst trgovalnih platform v letu 2020. Najvišje število na novo registriranih uporabnikov je beležila trgovalna platforma Charles Schwab, in sicer slabih 17 mio (138-odstotna prirast), sledijo ji eToro s 5 mio (38-odstotna prirast) in Robinhood s 3 mio (30-odstotna prirast). Charles Schwab je v 2020 beležil visoko število novih uporabnikov, predvsem na račun pripojitve borznoposredniške hiše TD Ameritrade, kar je predstavljalo dobrih 14 mio od 17 mio na novo pridobljenih uporabnikov v 2020. Na splošno pa so trgovalne platforme beležile rast na krilih visoke volatilnosti v letu 2020, več prostega časa uporabnikov za trgovanje zaradi zaprtja držav (angl. lockdown) z namenom omejitve širjenja COVID-19 ter povečane ponudbe, kjer trgovalne platforme ne zaračunavajo provizij (angl. comission-free) (London loves business, 2021).

Slika 5: Število novih uporabnikov trgovalnih platform v 2020



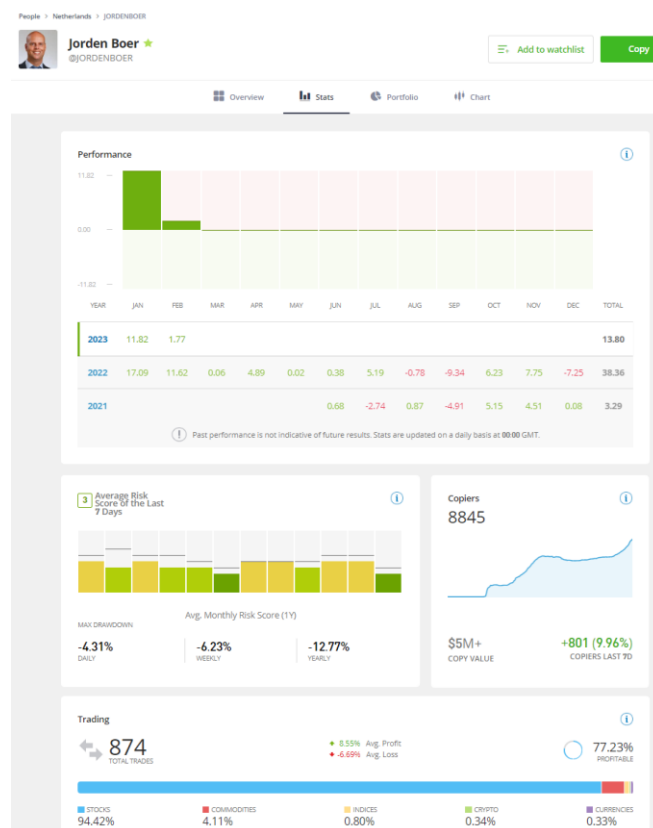
Vir: Llb finance reporter (2021).

Naj omenimo nekaj bolj ocenjenih STP-jev, ki so nam trenutno na voljo in omogočajo kopiranje portfeljev ostalih vlagateljev po mnenju spletnega portala Business 2 Community (2023): eToro, Bitget, Iconomi, Axi, Plus500, AvaTrade, ZuluTrade, DupliTrade, NAGA, MetaTrader 4, cTrader. Razlikujejo se po načinu in višini zaračunane provizije uporabnikom, številu uporabnikov (kar je povezano z večjim izborom »signalizatorjev«), zahtevanim minimalnim pologom, prejetih licencah regulatorjev, po ravni kibernetske varnosti itd. STP-ji ponujajo odskočno desko novincem, ki se podajo v svet trgovanja v vlogi »sledilcev«, saj bodo lahko enostavno iskali in izbirali »signalizatorje« na podlagi številnih faktorjev, kot sta njihov pretekli donos in nagnjenost k tveganju, in se morda pri tem tudi kaj naučili. Vendar velja opozoriti, da pretekli donosi »signalizatorjev« ne pomenijo nujno tudi zagotovila za uspešno trgovanje v prihodnje.

1.3.1 eToro

eToro ima trenutno več kot 20 mio registriranih uporabnikov in je po mnenju številnih poznavalcev trenutno eden izmed najboljše ocenjenih STP-jev na področju kopiranja portfeljev (angl. copy-trading) (Business 2 Community, 2023). Spodaj na sliki 6 je primer kazalnikov enega izmed »signalizatorjev«, koder so razvidni njegova pretekla uspešnost trgovanja, nagnjenost k tveganju, njegov trenutni naložbeni portfelj ter št. »sledilcev«.

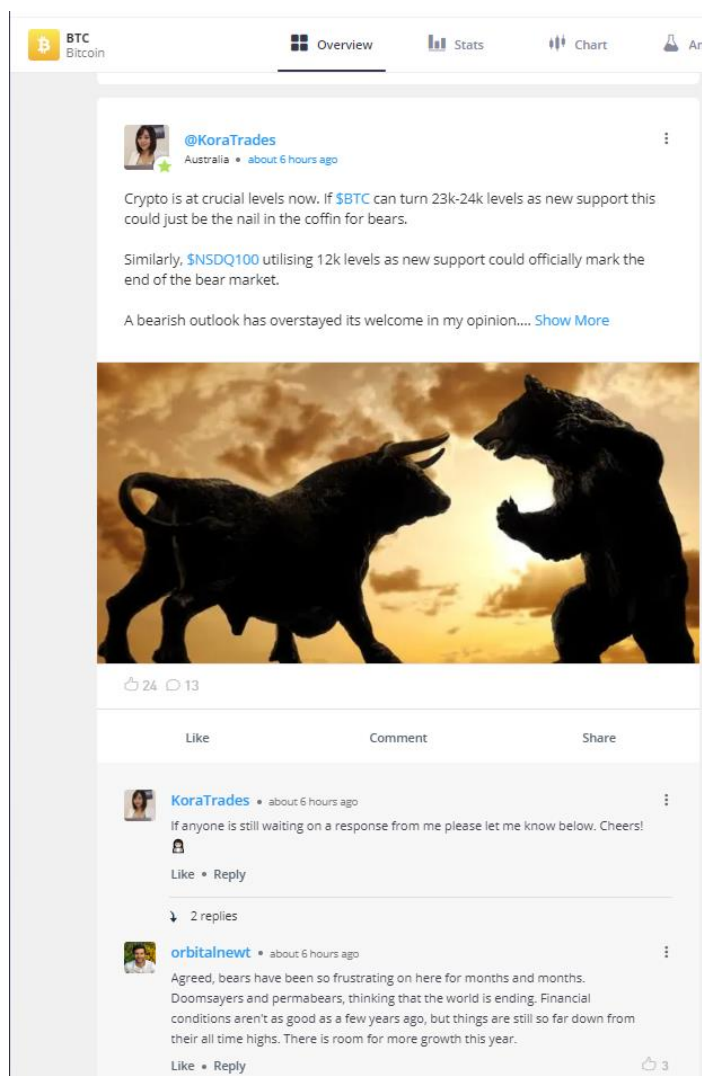
Slika 6: »Signalizator« Jorden Boer in njegovi kazalniki trgovanja



Vir: eToro (2023b).

Kot smo že omenili, je glavna značilnost STP-jev v tem, da omogoča njihovim uporabnikom poleg golega trgovanja tudi medsebojno komunikacijo. eToro je na svoji platformi razvil orodje, ki je na pogled podobno obstoječim družbenim medijem, kot sta npr. Facebook, Twitter. Tu lahko uporabniki predstavijo svoje analize, pokomentirajo ter tudi pripnejo povezave zanimivih aktualnih dogodkov iz drugih spletišč. Poleg pozitivnih sinergij, kjer si uporabniki lahko izmenjajo mnenja in znanje in tako sprejmejo optimalno odločitev za trgovanje, pa ima lahko tovrstno orodje za komuniciranje tudi svojo slabo plat. V isti meri ponuja namreč tudi možnost za viralno širjenje lažnih novic, kar lahko služi kot vzvod in da še poseben zagon FUD oz. FOMO ciklu. Zato je pomembno, da smo pri prebiranju objav na družbenih medijih previdni in naredimo tudi lastno analizo iz več preverjenih virov informacij.

Slika 7: Komunikacija in izmenjava mnenj uporabnikov na eToru



Vir: eToro (2023a).

1.3.2 GAMESTOP (GME) – primer slabe prakse rabe družbenih medijev na kapitalskem trgu in potreba po regulaciji

Kot rečeno, so trgovalne platforme v času pandemije COVID-19 beležile porast števila na novo pridruženih malih vlagateljev (angl. retail investors), večina teh se je prvič srečala s trgovanjem na kapitalskem trgu. Njihovo zanimanje so pritegnili visoka volatilnost na borzi, ugodno vrednotenje delnic po korekciji in možnost trgovanja brez provizije. Poleg tega so iskali interakcijo na družbenih medijih zaradi povečanega razpoložljivega prostega časa in si na temo borznega trgovanja izmenjevali meme (angl. meme) in videti je bilo, kot da vse to počnejo za zabavo, namesto da bi njihove določitve temeljile na trdnih in preverjenih informacijah. Primer slabe prakse rabe družbenih medijev za potrebe trgovanja na kapitalskem trgu je npr. skupina Wallstreetbets (v nadaljevanju WSB), ki je dejavna na forumu Reddit. V večini gre za skupino t. i. ljubiteljskih malih vlagateljev. Poznani so predvsem po tem, ko so januarja 2021 združili moč posameznika in kolektivno s pomočjo opcijskega trgovanja kupovanja delnic podjetja GameStop (v nadaljevanju GME) prisilili institucionalne vlagatelje v t. i. iztisnitev kratkih pozicij (angl. short squeeze). Institucionalni vlagatelji so namreč delnice omenjenega podjetja prodajali na kratko (angl. short-selling), saj so ocenili, da je poslovni model podjetja GME dolgoročno nevzdržen in neprofitabilen. WSB pa so s selektivnim kupovanjem nakupnih opcij (angl. call-options) podjetja GME s kratko dospelostjo potiskala vrednost navzgor, zaradi česar so bili institucionalni vlagatelji prisiljeni kriti izgube na način, da so tudi oni začeli kupovati delnice GME, kar pa je vrednost le še izdatno potisnilo navzgor. Naj omenimo, da je bilo na voljo relativno malo število razpoložljivih delnic v obtoku za trgovanje (angl. free-float shares), okoli 46,89 mio, in tudi to je eden od razlogov, da je bilo moč ustvariti znaten pritisk vrednosti navzgor s strani WSB. Trgovanje z delnico GME pa so bili na številnih trgovalnih platformah, kot je npr. Robinhood, prisiljeni tudi večkrat ustaviti z namenom upočasnitve sunkovite rasti njene vrednosti (Van Kerckhoven & O'Dubhghaill, 2021, str. 46–49). Svoj delež k potisku vrednosti GME navzgor je med drugim prispeval tudi Elon Musk, ko je dne 26. 1. 2021 na Twitterju delil povezavo do WSB ter tvitnil: »Gamestonk!!« (Musk, 2021a). Dogajanje okoli delnic GME je vzbudilo pozornost tudi pri Ameriški komisiji za vrednostne papirje in borzo (U.S. Securities and Exchange Commission, v nadaljevanju SEC). Kot poročajo, je visoka volatilnost pri trgovanju s t. i. »meme« delnicami (med katere uvrščajo tudi GME) preizkusila zmogljivost in odpornost trgov vrednostnih papirjev na način, ki ga skoraj ni bilo mogoče predvideti. Trgovanje z »meme« delnicami je pokazalo na raznovrstnost udeležencev pri trgovanju z vrednostnimi papirji, kjer imajo poleg institucionalnih vlagateljev vse večjo vlogo tudi mali vlagatelji. SEC se bo zavzel za zaščito obeh tipov vlagateljev. Za zaščito institucionalnih vlagateljev, da pri trgovanju ne bodo tarča golega upornišтва določenih skupin, nastalih na družbenih medijih (npr. WSB), proti t. i. profesionalnim vlagateljem z Wall Streeta. SEC pa se bo zavzel tudi za zaščito malih vlagateljev, saj so nekateri izmed njih prav tako utrpeli izgube zaradi večkrat ustavljenega trgovanja na platformah. Kot pojasnjuje SEC, bi morala nesoglasja med vsemi tipi vlagateljev privedi do odkritja novih, pravih vrednotenj finančnih produktov na način, kjer

ne prihaja do motenj in anomalij na trgu. Ustvariti želi robustno okolje, ki bo pravičen za vse udeležence (SEC, 2021, str. 25, 43). Zaskrbljenost okoli trgovanja z delnicami GME je izrazil tudi Evropski organ za vrednostne papirje in trge (European Securities and Market Authority, v nadaljevanju ESMA). ESMA ugotavlja, da poslovni modeli trgovalnih platform, ki omogočajo trgovanje brez provizij, ter igričarske funkcije (angl. gamified features) za enostavno trgovanje privabljajo in odpirajo vrata vse večjemu številu malih vlagateljev, da lahko dokaj hitro in enostavno začnejo s trgovanjem na platformah. ESMA izraža zaskrbljenost tudi zaradi spodbujanja selektivnega trgovanja na družbenih medijih, kot se je to zgodilo pri trgovanju z delnicami GME. Številni regulatorji so zato opozorili na tveganja, ki prinašajo družbeni mediji v obliki naložbenih nasvetov, in izrazili potrebo po večjem razumevanju sentimenta vlagateljev in njegovega vpliva na trgovanje in formiranje vrednosti finančnega produkta (ESMA, 2021, str. 31, 60).

1.4 Analiza sentimenta s pomočjo procesiranja naravnega jezika

Večina od nas dnevno uporablja t. i. tehnologijo procesiranja naravnega jezika (angl. natural language processing, v nadaljevanju NLP), ki je vgrajena npr. v spletnih iskalnikih, prevajalnikih, hišnih glasovnih asistentih (npr. Alexa), avtomatskih spletnih klepetalnikih (angl. chatbot), z njeno pomočjo lahko podjetja spremljajo svoj ugled na družbenih medijih ter merijo zadovoljstvo svojih strank. Naj omenimo nekaj pomembnejših NLP tehnik oz. opravil (Lorin, 2020, str. 2):

- označevanje besed (angl. word tagging),
- klasifikacija besedila (angl. text classification),
- generiranje besedila (angl. text generation).

NLP deluje s pomočjo lingvistike ter umetne inteligence (angl. AI) in gre za proces, ki računalnikom omogoča obdelavo in razumevanje človeškega jezika (Gnanasekaran, Nandhini & Priya, 2021, str. 598).

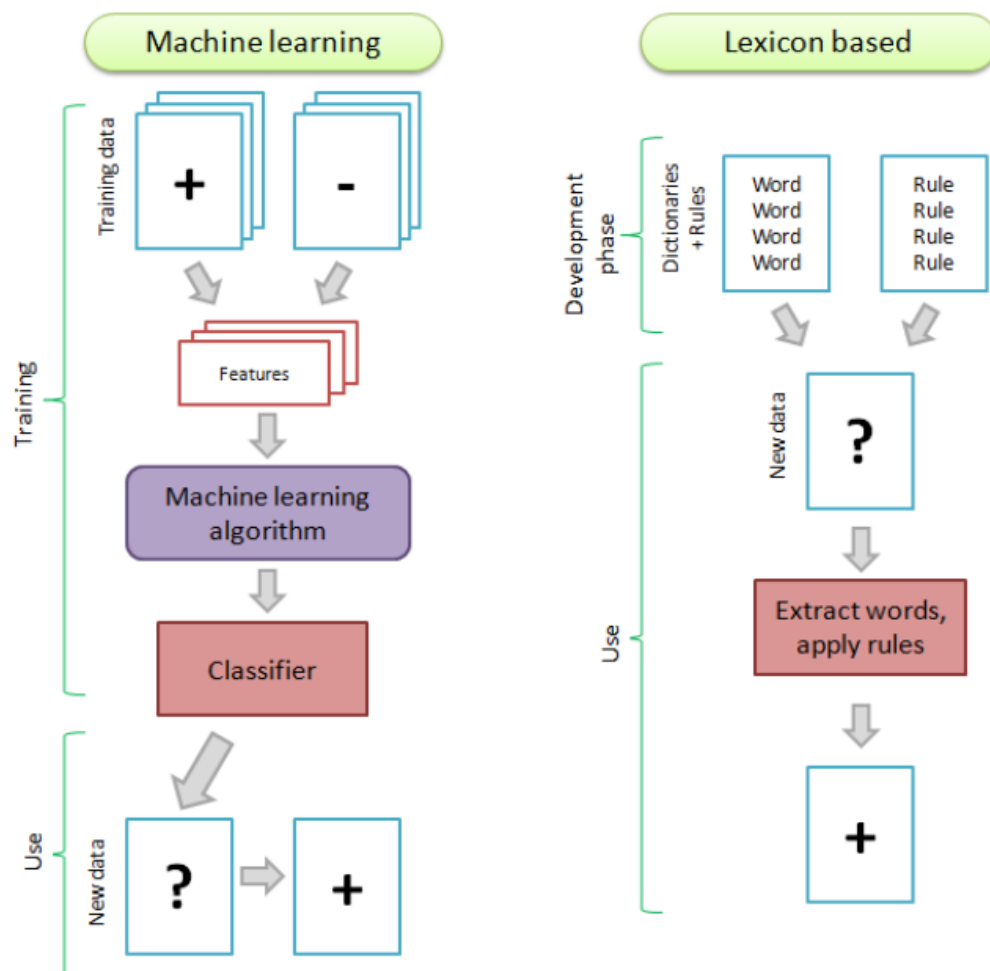
Osredotočili se bomo predvsem na NLP tehniko klasifikacije besedila, katere namen je določiti oznako (angl. label / tag) besedilnim enotam. Tovrstna tehnika se npr. uporablja pri zaznavanju nezaželene pošte (angl. spam), kategorizaciji novic ter pri določanju sentimenta v besedilu. Pri določanju sentimenta se po navadi uporabljata 2 oznaki v primeru binarne klasifikacije: »pozitiven« oz. »negativen«. Pogostokrat ju dopolnjuje oznaka »nevtralen«. V primeru ogromnih količin tekstovnih podatkov in ob predpostavki, da želimo doseči konstantnost pri ocenjevanju sentimenta, pride v poštev le avtomatiziran pristop klasifikacije besedila (Minaee in drugi, 2021, str. 1–3):

- metoda vnaprej določenih pravil (angl. rule-based methods),
- metoda strojnega učenja (angl. machine learning methods).

Metoda vnaprej določenih pravil temelji na leksikonu ali slovarju, kjer je za vsako besedo določena polarnost. Tako je npr. besedi »odlično« dodeljena oznaka »pozitivno«, besedi »grozno« pa oznaka »negativno«. Vrednost sentimenta celotnega besedila dobimo s pomočjo algoritmov, ki združijo vrednost sentimenta posamičnih besed. Pri metodi strojnega učenja pa s pomočjo izdelanega klasifikatorja lahko določimo polarnost novega besedila. Klasifikator je predhodno izdelan tako, da na nekaj primerih ročno dodelimo polarnost besedila, s čimer klasifikator naučimo razločevati besedilo z negativnim sentimentom od pozitivnega. Gre za t. i. nadzorovano učenje (angl. supervised learning). Oba pristopa klasifikacije besedila sta prikazana na sliki 8 (Taboada, 2016, str. 6–8).

V literaturi poleg rabe analize sentimenta lahko zasledimo tudi rabo sopomenk, kot sta npr. analiza mnenj (angl. opinion mining) ter analiza subjektivnosti (angl. subjectivity analysis). Gre za mnenje, pogled, občutenje oz. za prepričanje posameznika o določeni vsebini (Pang & Lee, 2008, str. 8–9).

Slika 8: Analiza sentimenta s pomočjo strojnega učenja/leksikona



Vir: Taboada (2016).

Na spletu imamo na voljo kopico programskih rešitev za tekstovno analizo, ki temeljijo na strojnem učenju. Tako si lahko npr. sami izdelamo model za izvedbo sentimentalne analize ali pa morda izberemo kakšnega od že obstoječih modelov, ki nam jih podjetje ponuja – in to brez pisanja ene same vrstice programske kode. Na spletni strani podjetja MonkeyLearn (ukvarja se s tekstovno analizo) lahko uporabimo model za izvedbo sentimentalne analize, ki ga lahko integriramo s platformo Zapier, ki skrbi za avtomatizacijo opravil in medsebojno povezovanje različnih spletnih aplikacij. Omogoči nam, da lahko v realnem času za vsa sporočila, kreirana v družbenem mediju Twitter, in ki vsebujejo izbrano ključno besedo, prejmemo avtomatsko v Excel rezultat analize sentimenta, kot sta polarnost sentimenta (pozitiven/negativen/nevtralen) in moč sentimenta (ali je npr. sentiment zelo/srednje/komaj pozitiven). Splošno velja, več tekstovnih vzorcev kot uporabimo pri učenju modela, točnejše rezultate bomo prejeli. Garreta (2017) meni, da bi za vsako oznako (angl. tag) morali pri učenju modela uporabiti vsaj 20 različnih tekstovnih vzorcev. Za kategorizacijo novic neke med 200–500 vzorcev, za potrebe analize sentimenta pa potrebujemo vsaj 3.000 tekstovnih vzorcev za potrebe učenja modela, da imamo kolikor toliko zadovoljivo natančnost zaznavanja sentimenta. Analizo sentimenta otežuje še dvoumnost zapisanega besedila ter sarkazem. Prav tako ima vsako področje (npr. recenzija filma, upravljanje odnosov s strankami, finančni sektor ...) svoje specifikke in so zato potrebne modifikacije modela.

Z razvojem kriptovalut so svoj razcvet doživela tudi spletna orodja in platforme, ki se ukvarjajo z določanjem sentimenta posamičnih kriptovalut in naj bi služile kot vzvod vlagatelju pri trgovanju le-teh. Sentiment tako predstavlja pomemben faktor pri sprejemanju finančnih odločitev posameznika, ki mu institucionalni vlagatelji že dolgo namenjajo posebno pozornost (Guo, Holmes & Altanlar, 2020, str. 3–4). V eni izmed študij je predstavljeno, da časovni zamik, ko se pojavi nova informacija na trgu, ter da trg te nove informacije absorbira in da se le-te odrazijo v vrednosti, znaša okoli 20 minut. To pa v teoriji pomeni, da bi bilo moč te nove informacije uporabiti kot orodje za napovedovanje vrednosti zadevnega finančnega sredstva na kratek rok (Fataliyev, Chivukula, Prasad & Liu, 2021, str. 2). Omenimo nekaj spletnih orodij za določanje sentimenta kriptovalut: Fear & Greed Index, Augmento, Bison, Santiment, LunarCrush, CryptoMood. Med seboj se razlikujejo po različnih pristopih in metodah izračuna sentimenta, naboru kriptovalut, intervalu osveževanja sentimenta, možnosti uporabe aplikacijskih programskih vmesnikov (angl. API) ter uporabljenih virov novic in družbenih medijev.

Fear & Greed Index kriptovalute Bitcoin (dostopen na spletni strani alternative.me) je v bistvu kopija borznega indeksa strahu in pohlepa v lasti medijske hiše CNN. Na izračun zadevnega indeksa vplivajo parametri, kot so volatilnost, velikost prometa trgovanja, družbeni mediji, dominantnost (velikost tržnega deleža) ter iskanost kriptovalute v spletnem iskalniku. Slabost tovrstnega indeksa pa je v tem, da se osveži samo enkrat dnevno ter da nimamo vpogleda v podrobnejši končni izračun indeksa.

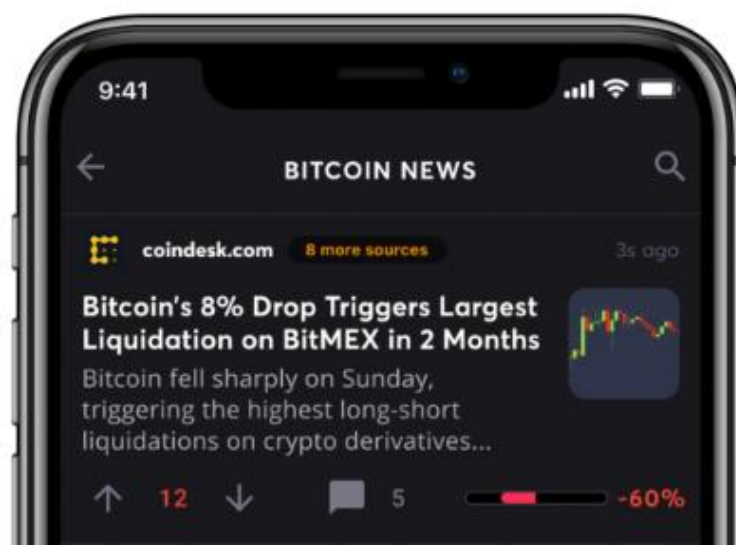
Slika 9: Indeks strahu in pohlepa kriptovalute Bitcoin



Vir: <https://alternative.me/>.

CryptoMood je analitično orodje, s pomočjo katerega je mogoče določiti trenutni sentiment na spletu. Kot vir podatkov uporablja 4 pomembne družbene medije (Twitter, Facebook, LinkedIn, Reddit), več kot 50.000 novičarskih spletnih strani ter številne forume in bloge. Podatke analizira v realnem času, pomembnejše novice izpostavi in jih opremi s polarnostjo ter močjo sentimenta, kot je razvidno na primeru na sliki 10. Tovrstna preglednost pa posamičnemu uporabniku omogoča, da se sam prepriča o natančnosti delovanja algoritmov glede na dodeljeno polarnost oz. moč obravnavane besedilne enote. Žal pa je spletni strani podjetja CryptoMood z dnem 24. 3. 2022 potekel certifikat in tako trenutno ni funkcionalna.

Slika 10: Pregled aktualnih novic bitcoina, od koder sta razvidni polarnost (negativna) ter moč (–60 %) sentimenta



Vir: <https://cryptomood.com/>.

V svoji nalogi bomo uporabili podatke, pridobljene s pomočjo spletnega orodja Sanbase, dostopnega na platformi Santiment, ki omogoča pregled in izpis števila tekstovnih enot s pozitivnim oz. negativnim sentimentom, s poljubnim časovnim intervalom zajetja le-teh.

2 PODATKI

V nadaljevanju predstavljamo spremenljivke, ki so uporabljene v našem ekonometričnem modelu. Izhajali bomo iz modela avtorjev Ciaian, Rajcaniova ter Kancs, ki temelji na Barrovem modelu zlatega standarda ponudbe in povpraševanja, ki je v nadaljevanju razširjen in dopolnjen z makrofinančnimi kazalniki ter kazalniki privlačnosti Bitcoina. Opazovano obdobje teh spremenljivk je od 1. 7. 2021 do 28. 2. 2023, njihove vrednosti pa bomo zajeli (oz. po potrebi transformirali) s 15-minutnim intervalom (58.368 št. opazovanj) po univerzalnem koordiniranem času UTC+00:00.

2.1 Spremenljivke, vezane na ponudbo ter povpraševanje po bitcoinih

2.1.1 Vrednost bitcoina (BTC_P)

Na vrednost bitcoina, kot je bilo predhodno predstavljeno v pregledu literature preteklih študij, vplivajo številni dejavniki. To so npr. dejavniki, vezani na ponudbo in povpraševanje po bitcoinih, makrofinančni kazalniki ter kazalniki privlačnosti bitcoina. Vrednost bitcoina bomo v našem regresijskem modelu postavili v vlogo odvisne spremenljivke, pri čemer bomo preverjali, kakšen vpliv oz. odnos imajo ostale neodvisne spremenljivke, predstavljene v nadaljevanju, in za katere predpostavljamo, da imajo statistično značilen vpliv na njeno gibanje. Po podatkih Coinmarketcapa je Bitcoin med vsemi kriptovalutami vodilni po tržni kapitalizaciji, ki je na dan 28. 2. 2023 znašala 446,84 mrd dolarjev (Coinmarketcap, 2023). Podatke o vrednosti bitcoina skupaj s podatki o sentimentu smo pridobili s 15-minutnim intervalom iz platforme Santiment s pomočjo orodja Sanbase. V proučevanem obdobju od 1. 7. 2021 do 28. 2. 2023 je bil razpon gibanja vrednosti bitcoina med 15.652,83 \$ ter 68.664,17 \$, njegova povprečna vrednost pa je znašala 33.848,33 \$ (Santiment, 2023c).

2.1.2 Količina bitcoinov v obtoku (BTC_Q)

Novi bitcoini prihajajo v obtok s pomočjo rudarjenja. Približno vsakih 10 minut je trenutno dodanih v obtok 6,25 novega bitcoina, kot nagrada rudarjem za potrjevanje bitcoin transakcij. Ta nagrada se razpolovi na približno vsake 4 leta (naslednji »halving« predviden v letu 2024), končna predvidena količina vseh izrudarjenih bitcoinov pa je zastavljena pri 21 mio bitcoinov, ki pa naj bi se približali leta 2140 (Hayes, 2023). Podatki so zajeti z enodnevnim intervalom s pomočjo platforme Glassnode, pri čemer smo vsem 15-minutnim intervalom znotraj istega dne dodelili vrednost enodnevnega intervala tega dotičnega dne.

Na podlagi zbranih podatkov lahko odčitamo, da je bilo na dan 28. 2. 2023 izrudarjenih 19.304.512,5 bitcoina (Glassnode, 2023a).

2.1.3 Št. uporabljenih bitcoin naslovov (BTC_A)

Gre za število aktivnih edinstvenih bitcoin naslovov, ne glede na to, ali gre za naslov pošiljatelja ali pa prejemnika bitcoinov v omrežju, pri čemer pa mora biti transakcija uspešna in zavedena v verigi blokov. Ti aktivni naslovi pomagajo prikazati dnevno dejavnost uporabe omrežja. Podatki so zajeti z enodnevnim intervalom s pomočjo platforme Glassnode, v 15-minutne intervale pa jih transformiramo tako, da vrednosti enodnevnega intervala delimo s 96 (število 15-minutnih intervalov v 1 dnevu). Povprečno število aktivnih edinstvenih bitcoin naslovov pri transformiranem 15-minutnem intervalu v proučevanem obdobju znaša 9.540,89. Posamične 15-minutne intervalne vrednosti v proučevanem obdobju pa se gibajo znotraj intervala med 6.664,16 ter 12.398,49 aktivnega edinstvenega bitcoin naslova (Glassnode, 2023b).

2.1.4 Dnevno število opravljenih transakcij v BTC (BTC_T)

Prikazuje število uspešno opravljenih transakcij znotraj istega dne. Podatki so zajeti z enodnevnim intervalom s pomočjo platforme Glassnode, ki smo jih v nadaljevanju transformirali v 15-minutni interval. Povprečno število uspešno opravljenih transakcij pri 15-minutnem intervalu v proučevanem obdobju je znašalo 2.687,77. Posamične vrednosti pa so se gibale v intervalu med 1.676,85 ter 3.847,26 uspešno opravljene transakcije (Glassnode, 2023c).

2.1.5 Bitcoin dnevi uničenja (BTC_D)

Bitcoin dnevi uničenja (angl. Bitcoins Days Destroyed, v nadaljevanju BDD) je kazalnik, ki meri transakcijsko aktivnost na omrežju Bitcoin. Njegovo vrednost dobimo tako, da število vseh uporabljenih bitcoinov v transakciji pomnožimo s številom dni, odkar so ti dotični bitcoini bili nazadnje uporabljeni v transakciji. Torej, če danes v transakciji uporabimo 1 bitcoin, pri katerem mineva 100 dni od njegove zadnje udeležbe v transakciji, dobimo rezultat 100 BDD. Kazalnik BDD je torej formuliran tako, da nanj ne vplivajo npr. dnevne transakcije, pri čemer bi npr. isti lastnik bitcoine samo prestavljal med svojimi denarnicami. Povedano drugače, večjo utež daje bitcoinom, ki že dolgo niso bili v rabi in kar bi lahko nakazovalo na določene premike v vrednosti bitcoina (Segura, 2020). Podatke kazalnika BDD smo zajeli z enodnevnim intervalom s pomočjo platforme Blockchair in ga v nadaljevanju transformirali v 15-minutni interval. Povprečna vrednost BDD v proučevanem obdobju pri 15-minutnem intervalu je znašala 103.447,00, posamične vrednosti BDD pa so se gibale v intervalu od 16.238,67 do 2.070.141,00 (Blockchair, 2023).

2.1.6 Menjalni tečaj EUR/USD (EUR_USD)

Za merjenje splošne ravni cen blaga in storitev uporabimo indirektno kotacijo menjalnega tečaja med evrom in ameriškim dolarjem (vrednost enote domačega denarja (EUR), izražena s številom enot tujega denarja (USD)). V primeru, da dolar aprecira v primerjavi z evrom, dolar načeloma aprecira tudi proti bitcoinu. To pa pomeni manjši znesek v ameriških dolarjih, potrebnih za nakup enega bitcoina, kar znižuje njegovo vrednost (Ciaian, Rajcaniova & Kancs, 2016, str. 1806). Povprečni menjalni tečaj je v proučevanem obdobju znašal 1,088 EUR/USD, posamične vrednosti pa so se gibale v intervalu med 0,954 EUR/USD ter 1,191 EUR/USD (Tradingview, 2023).

2.2 Spremenljivke, vezane na makrofinančne kazalnike

2.2.1 Dow Jones Industrial Average Index (DJIA)

DJIA je vodilni delniški indeks v ZDA, sestavljen iz 30 uglednih podjetij iz različnih panog, ki kotirajo na NYSE ali NASDAQ borzi. DJIA se izračuna na način, da se vsota cen delnic vseh 30 podjetij v portfelju deli s koeficientom DJIA (trenutno znaša 0,15). S tem se prepreči, da bi npr. dodatne izdaje delnic podjetij vplivale na vrednost indeks DJIA. Indeks DJIA odseva kondicijo ameriškega gospodarstva in ga štejemo med makrofinančne kazalnike (Ganti, 2023). Podatke smo zajeli s pomočjo platforme TradingView in predstavljajo zaključne vrednosti indeksa z intervalom zajetja 15 min. Povprečna vrednost indeksa DJIA v proučevanem obdobju je znašala 33.685,99 indeksne točke, posamične vrednosti pa so se gibale med 28.709,86 ter 36.947,64 indeksne točke (Tradingview, 2023).

2.2.2 West Texas Intermediate Crude Oil (WTI)

WTI se v ZDA uporablja kot referenčna vrednost pri določanju cene za sodček nafte in predstavlja enega izmed pomembnejših razpoložljivih energentov v gospodarstvu. Vrednost nafte se oblikuje na trgu s pomočjo ponudbe in povpraševanja po njej. Presežek ponudbe oz. zmanjšano povpraševanje po nafti znižujeta njeno vrednost, medtem ko pomanjkanje ponudbe oz. povečano povpraševanje višata njeno vrednost (Liberto, 2022). Podatke smo zajeli s pomočjo platforme TradingView. Povprečna vrednost za sodček WTI je v proučevanem obdobju znašala 85,91 \$, posamične vrednosti pa so se gibale v intervalu med 61,85 \$ ter 125,88 \$ (Tradingview, 2023).

2.2.3 TVC Gold (GLD)

V eni od študij so pokazali, da zlato služi kot varno zatočišče (angl. safe-haven) v času negotovosti na delniškem trgu. Zanj je namreč značilno, da je nekorelirano oz. negativno korelirano z ostalimi naložbenimi sredstvi v času tržnih pretresov (Baur & Lucey, 2010, str.

218, 219). Odčitane vrednosti predstavljajo ceno za trojsko unčo zlata (tradicionalna mera za plemenite kovine), tj. za 31,1 grama zlata. Podatke smo s 15-minutnim intervalom zajeli s pomočjo platforme TradingView. Povprečna vrednost za trojsko unčo zlata v proučevanem obdobju znaša 1.806,85 \$, posamične vrednosti pa so se gibale v intervalu med 1.616,66 \$ ter 2.069,27 \$ (Tradingview, 2023).

2.2.4 CBOE Volatility Index (VIX)

Indeks volatilnosti (VIX) oz. pogovorno tudi »indeks strahu« prikazuje pričakovano raven volatilnosti cen opcij S&P 500 indeksa v prihajajočih 30 dneh. Kadar je vrednost VIX višja od 20, načeloma že lahko govorimo o povišani volatilnosti in je posledica povečane negotovosti in strahu vlagateljev. VIX vrednost pod 12 pa praviloma oznanja stabilnost na trgih brez večjih razlogov za skrb (Edwards & Preston, 2017). Podatke smo s 15-minutnim intervalom zajeli s pomočjo platforme TradingView. VIX je v proučevanem obdobju v povprečju znašal 22,92 indeksne točke, posamične vrednosti pa so se gibale med 14,48 ter 37,99 indeksne točke (Tradingview, 2023).

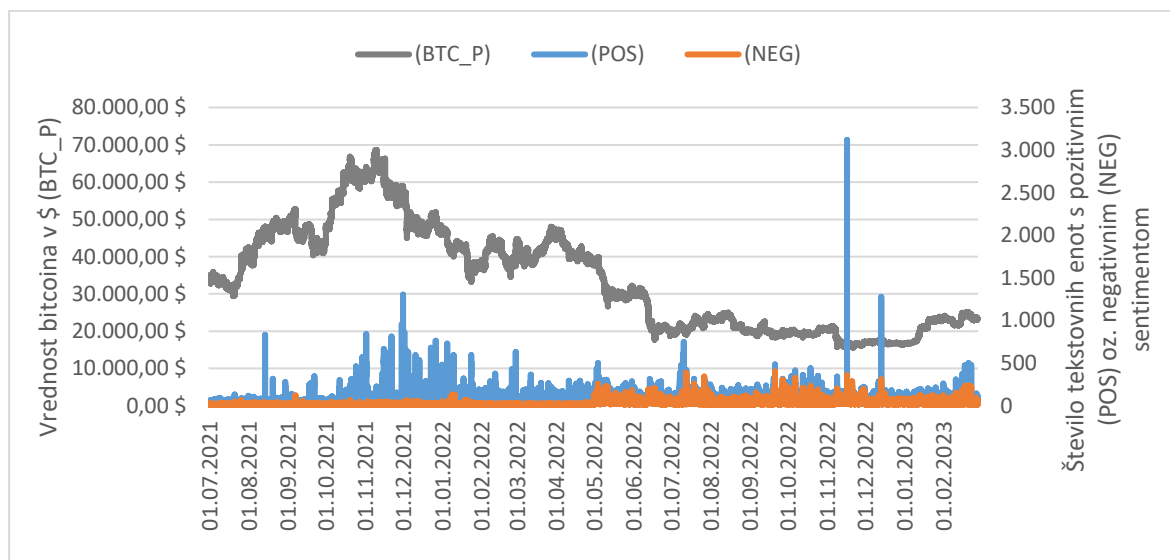
2.3 Spremenljivke, vezane na privlačnost bitcoina

2.3.1 Sentiment Bitcoina: pozitiven (POS), negativen (NEG)

Podatki o pozitivnem/negativnem sentimentu Bitcoina so zajeti s 15-minutnim intervalom s pomočjo platforme Santiment. Pri analizi sentimenta Santiment uporablja naslednje 4 vire komunikacijskih podatkov: Telegram, Twitter, Reddit ter Bitcointalk. Nove tekstovne enote, kreirane na omenjenih virih, in ki so predmet analize sentimenta, zajame v roku 0–2 sekund od njihovega nastanka, razen pri Bitcointalku, kjer je hitrost osveževanja nastavljena na 10 sekund. Tekstovno enoto oceni na način, da ji dodeli verjetnostno razmerje med pozitivnim in negativnim sentimentom, pri čemer mora biti njun seštevek vedno enak 1. Recimo, da je tekstovna enota ocenjena z vrednostjo 0,75, da gre za pozitiven (negativen) sentiment in z vrednostjo 0,25, da gre za negativen (pozitiven) sentiment, bo tekstovna enota kot celota končno ocenjena s pozitivnim (negativnim) sentimentom. V primeru, ko pa najvišja vrednost sentimenta (bodisi pozitivnega bodisi negativnega) tekstovne enote kot celote ne preseže praga vrednosti 0,7, pa se tekstovni enoti kot celoti dodeli nevtralen sentiment. Santiment pri dodeljevanju pozitivnega/negativnega sentimenta uporablja strojno učenje in npr. v primeru Twitterja so za učenje modela uporabili vzorec 1,6 milijona tekstovnih enot – tvitov (Santiment, 2023a; Santiment, 2023b). V proučevanem obdobju smo imeli v 15-minutnem intervalu v povprečju 59,1 tekstovne enote s pozitivnim sentimentom ter 28,6 tekstovne enote z negativnim sentimentom. Število tekstovnih enot s pozitivnim sentimentom se je gibalo v intervalu med 0 ter 3.121,15, število tekstovnih enot z negativnim sentimentom pa se je gibalo v intervalu med 0 ter 402,82 (Santiment, 2023c).

Na podlagi slike 11 lahko razberemo, da lahko proučevano obdobje razdelimo v grobem na 2 dela, ko opisujemo gibanje vrednosti bitcoina. Na začetku smo imeli relativno kratko obdobje rasti vrednosti bitcoina (od julija 2021 do novembra 2021), čemur je potem sledilo daljše obdobje (od decembra 2021 do februarja 2023), ko je bila vrednost bitcoina v upadanju oz. brez večjih popravkov vrednosti bitcoina navzgor. Glede na relativno kratko obdobje rasti in daljše obdobje upadanja vrednosti bitcoina bi pričakovali v celotnem proučevanem obdobju večji delež tekstovnih enot z negativnim sentimentom v primerjavi z deležem s pozitivnim sentimentom na družbenih medijih.

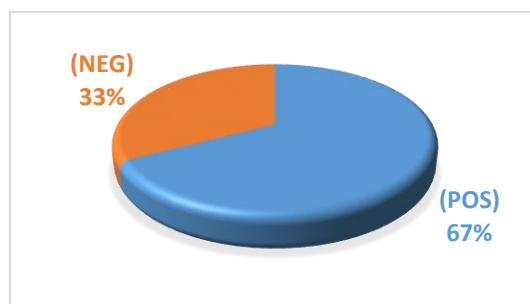
Slika 11: Prikaz gibanja vrednosti bitcoina ter tekstovnih enot s pozitivnim oz. z negativnim sentimentom na družbenih medijih v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023



Vir: lastno delo.

Toda iz slike 12 lahko razberemo, da je bil delež tekstovnih z negativnim sentimentom le 33 %, delež s pozitivnim sentimentom pa 67 %. Razlog za to je morda v tem, da je na družbenih medijih vse več aktivnih dolgoročnih vlagateljev, t. i. »hodlers«, ki ostanejo optimistični glede prihodnje vrednosti bitcoina kljub morebitnemu trenutnemu padcu vrednosti bitcoina.

Slika 12: Delež števila tekstovnih enot s pozitivnim (POS) oz. negativnim sentimentom (NEG) v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023



Vir: lastno delo.

Baza vlagateljev naj bi se namreč ves čas večala, saj naj bi se zaradi efekta čredenja v fazi navdušenja (angl. hype cycle) in v času pospešene rasti vrednosti bitcoina pridružili dodatni vlagatelji, ki zaradi mehurčka oz. popravka vrednosti postanejo novi dolgoročni vlagatelji bitcoina (Huber & Sornette, 2022, str. 131).

2.3.2 Google Trend: »bitcoin« (GOT)

S pomočjo Google Trenda lahko razkrijemo popularnost iskalnega niza »bitcoin« po svetu v spletnem iskalniku Google v obdobju 1. 7. 2021 do 28. 2. 2023 s pomočjo indeksov. Za omenjeno opazovano obdobje ni možnosti direktnega izpisa vrednosti indeksa za 15-minutni časovni interval, izpeljava na način, da bi za vsak dan naredili posamičen izpis (od koder bi lahko potem izpeljali vrednost indeksa za 15-minutni interval), pa bi bila preveč zamudna. Zato bomo izvozili dnevne vrednosti indeksa, vsem 15-minutnim intervalom znotraj istega dne pa bomo pripisali vrednosti tistega dne. Najvišja vrednost indeksa v izpisu znaša 100 in ta torej pripada dnevu z največkrat vtipkanim iskalnim nizom »bitcoin«. Največkrat je bil vpisan dne 13. 6. 2022, kar v našem primeru predstavlja tudi bazno oz. osnovno vrednost. Če povzamemo ugotovitve avtorja Ladislava Kristoufek (2013), gibanje vrednosti bitcoina nad (pod) njegovo trendno linijo naraščajoče število iskalnih poizvedb še izdatno poveča (zmanjša) vrednost bitcoina. Kot rečeno, Google Trend nam pove stopnjo zanimanja za iskalni niz »bitcoin«, ne pove pa nič o sentimentu vlagateljev glede bitcoina.

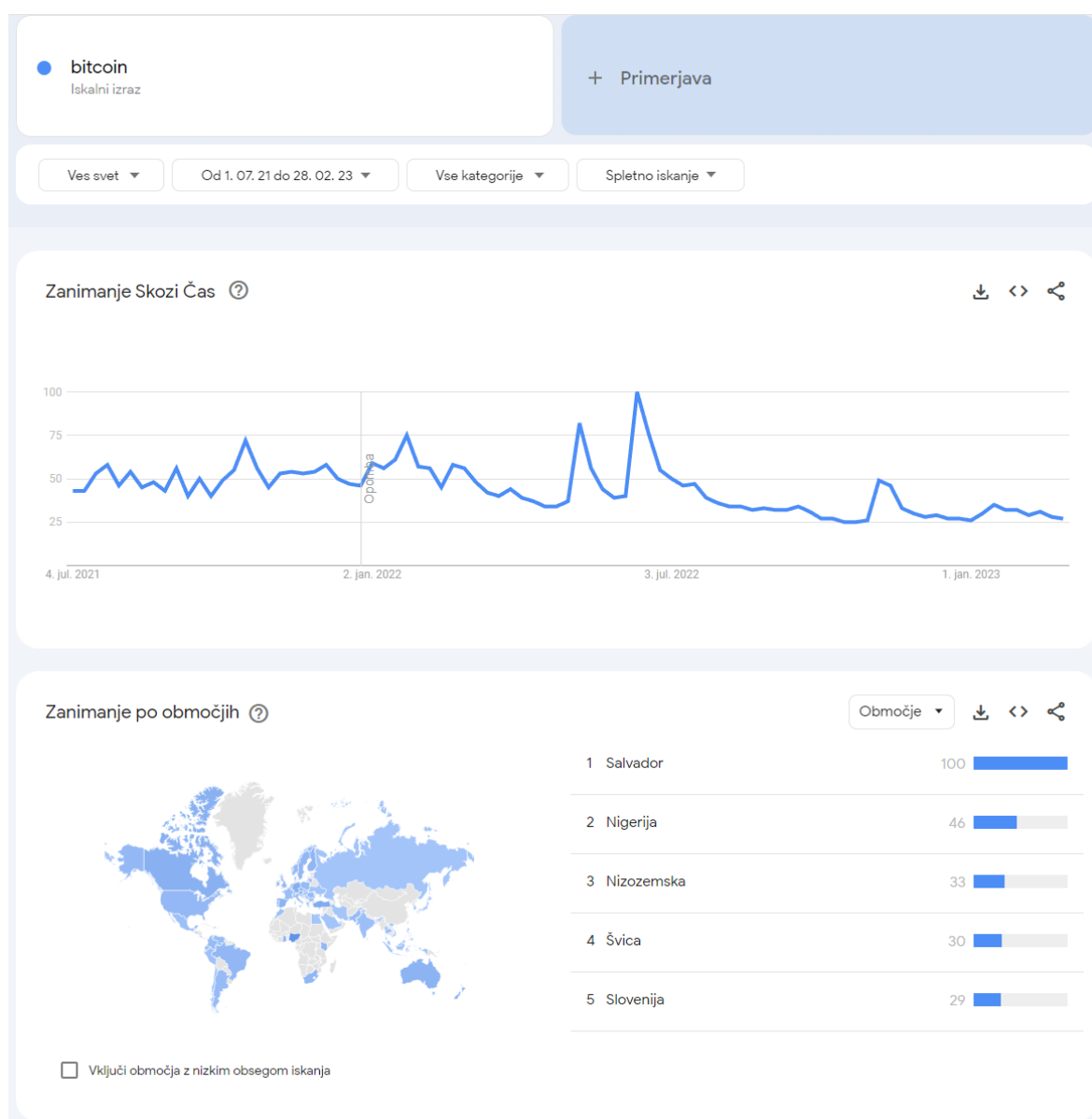
Na sliki 13 je razvidna stopnja zanimanja iskalnega niza »bitcoin« v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023 v svetu skozi čas. Države, pri katerih je bil največkrat vpisan iskalni niz »bitcoin«, pa si po indeksih rangirano sledijo takole (Google Trend, 2023):

- Salvador (100 indeksnih točk),
- Nigerija (46 indeksnih točk),
- Nizozemska (33 indeksnih točk),
- Švica (30 indeksnih točk),
- Slovenija (29 indeksnih točk).

Salvador je torej država, kjer je bilo v proučevanem obdobju v Googlov spletni iskalnik največkrat vpisana beseda »bitcoin«. Kar pa niti ne preseneča, saj je njihova vlada 7. septembra 2021 sprejela zakonodajo, s katero je digitalna valuta Bitcoin postala tudi uradno njihovo zakonito plačilno sredstvo. To pa pomeni, da se lahko Bitcoin uporablja za plačilo blaga, storitev, davkov ter tudi za plačilo že nastalih preteklih obveznosti, izraženih v ameriških dolarjih. Salvador se je za to potezo odločil, saj kar 70 % prebivalstva naj ne bi imelo odprtih bančnih računov, ter da bi s tem zmanjšali transakcijske stroške za prilive, prejete iz tujine, ki lahko znašajo med 30–50 % celotnega nakazila (PwC, 2021). Nigerija zaseda drugo mesto po številu iskanj na spletu z besedo »bitcoin«, kar je verjetno povezano s tem, da se vse več ljudi v tej državi zaradi nezaupanja v politični sistem, šibko domačo valuto ter visoko stopnjo inflacije zateče h kriptovalutam kot orodju za ohranjanje premoženja (Ogunode in drugi, 2022, str. 21). Lestvico 5 držav z najvišjim indeksom z

iskalnim nizom »bitcoin« nadalje zapolnijo 3 evropske države. To so Nizozemska, Švica ter Slovenija. Medtem ko so v Salvadorju ter Nigeriji nekako primorani uporabljati kriptovalute zaradi političnih in ekonomskih nestabilnosti, lahko za evropske države rečemo, da kriptovalute predstavljajo alternativno naložbo tradicionalnim naložbenim razredom. Svetovni gospodarski forum (angl. World Economic Forum) je objavil podatke o članicah Evropske unije (v nadaljevanju EU) in stopnjo naložbe posamezne članice EU v kriptovalute v primerjavi z naložbami, kot so delnice, skladi in obveznice. Sodeč po teh podatkih naj bi Slovenija imela z 18 % najvišji delež prebivalstva v EU, ki trenutno poseduje ali je v preteklosti posedoval kriptovalute (World Economic Forum, 2023).

Slika 13: Države z najvišjim indeksom iskalnega niza »bitcoin« v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023

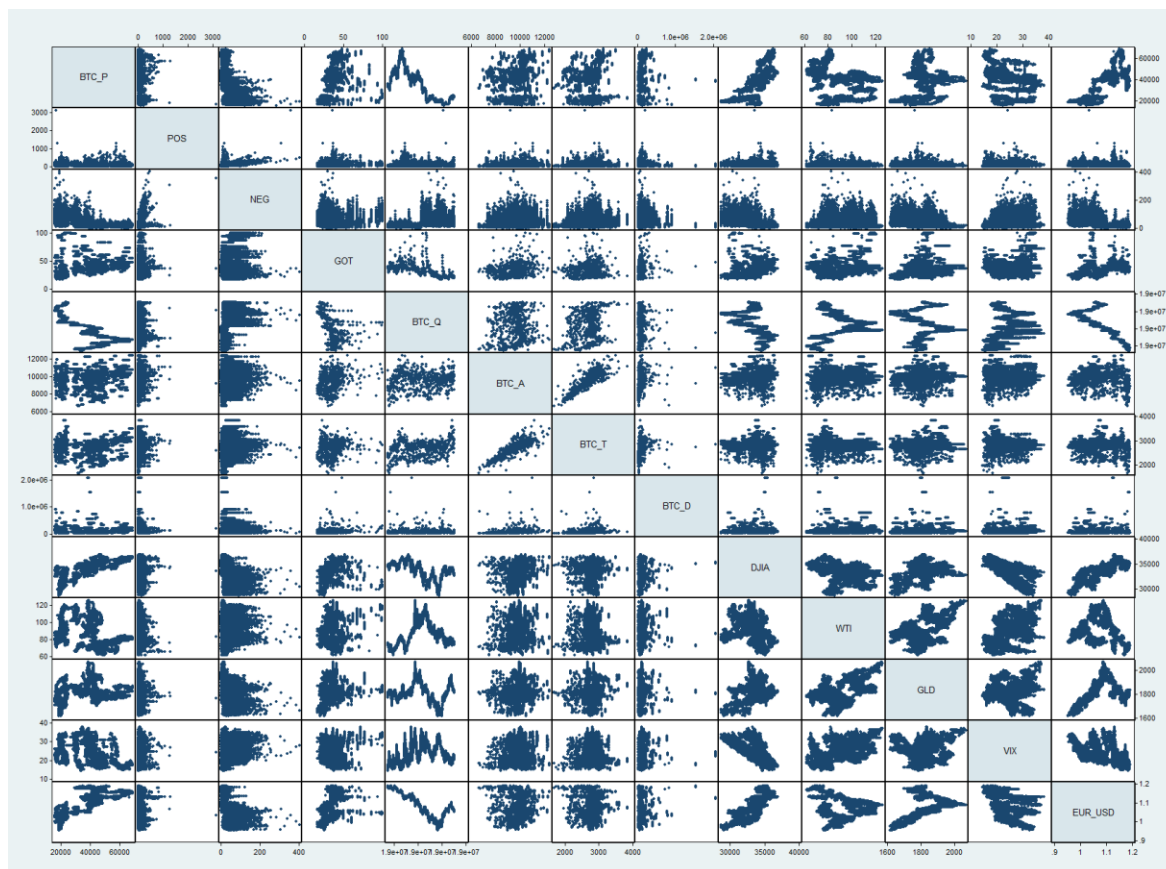


Vir: Google Trend (2023).

2.4 Pregled korelacijskih koeficientov izbranih spremenljivk

Na spodnji sliki 14 grafično povzamemo vse uporabljene spremenljivke v razsevni matriki, v nadaljevanju v tabeli 2 pa prikažemo še korelacijsko matriko.

Slika 14: Razsevna matrika uporabljenih spremenljivk



Vir: lastno delo.

Iz Pearsonove korelacijske matrike, predstavljene v tabeli 2, lahko odčitamo, da so povezave pri vseh parih 13 izbranih spremenljivk, ki jih nameravamo vključiti v svoj regresijski model, statistično značilne pri referenčni stopnji tveganja $\alpha = 0,05$. Lahko rečemo, da so povezave pri vseh parih 13 izbranih spremenljivk statistično značilne pri zanemarljivi stopnji tveganja, razen v primeru para zlata ter BDD (GLD ter BTC_D), koder lahko potrdimo njuno povezavo pri stopnji tveganja $\alpha = 0,041$. Tako lahko še z večjo gotovostjo trdimo, da med vsemi spodaj 78 navedenimi pari 13 izbranih spremenljivk linearna povezava ni samo slučajna. Sama statistična značilnost povezav med spremenljivkami pa seveda še ne pove nič o moči in smeri povezave, zato v nadaljevanju pogledimo 12 parov korelacijskih koeficientov, kjer notri nastopa spremenljivka vrednost bitcoina (BTC_P). Za določanje moči povezave bomo uporabili naslednje intervale absolutnih vrednosti korelacijskih koeficientov (Evans, 1996): zelo šibka (0,00–0,19), šibka (0,20–0,39), srednje močna (0,40–0,59), močna (0,60–0,79), zelo močna (0,80–1,00).

Če pogledamo najprej povezavo med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter tekstovno enoto s pozitivnim sentimentom (POS), razberemo, da znaša ocenjeni korelacijski koeficient $-0,20$. Ta nam pove, da je povezava med vrednostjo bitcoina ter tekstovno enoto s pozitivnim sentimentom linearna, negativna in šibka. V primeru povečanja (zmanjšanja) števila tekstovnih enot s pozitivnim sentimentom vrednost bitcoina teži k rahlemu zmanjšanju (povečanju). Razlog za negativni predznak korelacijskega koeficienta bi morda lahko bil v vse večjem deležu dolgoročnih vlagateljev, ki ostanejo optimistično razpoloženi tudi v času upada vrednosti bitcoina (Huber & Sornette, 2022, str. 131).

Ocenjeni korelacijski koeficient, ki meri povezavo med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter tekstovno enoto z negativnim sentimentom (NEG), znaša $-0,58$. Ta nam pove, da je povezava med vrednostjo bitcoina ter tekstovno enoto z negativnim sentimentom linearna, negativna ter srednje močna. V primeru povečanja (zmanjšanja) števila tekstovnih enot z negativnim sentimentom vrednost bitcoina teži k zmanjšanju (povečanju).

Povezavo med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter Google Trendom (GOT) lahko pri ocenjenem korelacijskem koeficientu z vrednostjo $0,40$ opišemo kot linearno, pozitivno in srednje močno. Povečano (zmanjšano) število iskanj z iskalnim nizom »bitcoin« v iskalniku teži k povečanju (zmanjšanju) vrednosti bitcoina.

Povezavo med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter količino bitcoinov v obtoku (BTC_Q) pa lahko pri korelacijskem koeficientu z vrednostjo $-0,81$ opišemo kot linearno, negativno ter zelo močno. Medtem ko se št. bitcoinov v obtoku povečuje (zmanjšuje), vrednost bitcoina teži k zmanjšanju (povečanju).

Spremenljivke št. uporabljenih bitcoin naslovov (BTC_A), št. opravljenih transakcij v bitcoinih (BTC_T) ter Bitcoin dnevi uničenja (BTC_D) imajo v paru z vrednostjo bitcoina (BTC_P) ocenjeni korelacijski koeficient z vrednostjo $0,11$ ali manj, kar pa pomeni, da je linearna povezava dotičnih 3 parov zelo šibka oz. da povezave skorajda ni.

Ocenjeni korelacijski koeficient z vrednostjo $0,73$ nam pove, da je povezava med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter Dow Jones delniškim indeksom (DJIA) linearna, pozitivna ter močna. Če vzamemo naš Dow Jones delniški indeks kot približek delniškega indeksa S&P 500, njun korelacijski koeficient naj bi namreč od leta 2009 po poročanju avtorja Glawe (2021) znašal nad vrednostjo $0,95$, ter iz tabele 1 odčitamo njegov korelacijski koeficient v višini $0,35$, izmerjen v obdobju 2011–2016, ugotovimo, da je povezava med delniškim indeksom ter vrednostjo bitcoina v našem proučevanem obdobju občutno močnejša.

Povezavo med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter vrednostjo nafte (WTI) lahko na podlagi ocenjenega korelacijskega koeficienta z vrednostjo $-0,21$ opišemo kot linearno, negativno ter šibko. V primerjavi z obdobjem 2011–2016 se je moč povezave med omenjenima spremenljivkama zmanjšala, takrat je namreč korelacijski koeficient znašal $-0,37$.

Ocenjeni korelacijski koeficient z vrednostjo 0,28 nam pove, da je povezava med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter vrednostjo trojske unče zlata (GLD) linearna, pozitivna ter šibka. V primerjavi z obdobjem 2011–2016, ko je korelacijski koeficient znašal $-0,51$, opazimo, da se je spremenila smer gibanja obeh spremenljivk, moč povezave pa zmanjšala.

Povezavo med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter indeksom volatilnosti (VIX) lahko na podlagi ocenjenega korelacijskega koeficienta z vrednostjo $-0,39$ opišemo kot linearno, negativno ter šibko. V primeru povečanja (zmanjšanja) indeksa volatilnosti vrednost bitcoina teži k zmanjšanju (povečanju).

Ocenjeni korelacijski koeficient z vrednostjo 0,78 nam pove, da je povezava med vrednostjo bitcoina (BTC_P) ter menjalnim tečajem EUR/USD (EUR_USD) linearna, pozitivna ter močna. V primeru depreciacije (apreciacije) ameriškega dolarja proti evru vrednost bitcoina teži k povečanju (zmanjšanju).

Naj omenimo, da zgornje povezave spremenljivk ne pomenijo nujno tudi vzročne zveze med njimi. Kakšen učinek imajo spremembe vrednosti zajetih neodvisnih spremenljivk na odvisno spremenljivko vrednosti bitcoina v našem proučevanem obdobju, pa bomo v nadaljevanju preverili s pomočjo ekonometrične analize.

Tabela 2: Korelacijska matrika uporabljenih spremenljivk

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
(1) BTC_P	1,000												
(2) POS	−0,203* (0,000)	1,000											
(3) NEG	−0,579* (0,000)	0,599* (0,000)	1,000										
(4) GOT	0,395* (0,000)	0,049* (0,000)	−0,018* (0,000)	1,000									
(5) BTC_Q	−0,814* (0,000)	0,258* (0,000)	0,540* (0,000)	−0,479* (0,000)	1,000								
(6) BTC_A	0,113* (0,000)	0,128* (0,000)	0,101* (0,000)	0,192* (0,000)	0,119* (0,000)	1,000							
(7) BTC_T	0,028* (0,000)	0,135* (0,000)	0,152* (0,000)	0,059* (0,000)	0,257* (0,000)	0,845* (0,000)	1,000						
(8) BTC_D	0,021* (0,000)	0,029* (0,000)	0,043* (0,000)	0,188* (0,000)	−0,034* (0,000)	0,176* (0,000)	0,149* (0,000)	1,000					
(9) DJIA	0,732* (0,000)	−0,241* (0,000)	−0,565* (0,000)	0,183* (0,000)	−0,586* (0,000)	0,078* (0,000)	0,031* (0,000)	0,030* (0,000)	1,000				
(10) WTI	−0,208* (0,000)	0,197* (0,000)	0,250* (0,000)	0,122* (0,000)	0,245* (0,000)	0,050* (0,000)	−0,024* (0,000)	0,048* (0,000)	−0,443* (0,000)	1,000			
(11) GLD	0,280* (0,000)	−0,047* (0,000)	−0,240* (0,000)	0,146* (0,000)	−0,090* (0,000)	0,054* (0,000)	0,095* (0,000)	0,008* (0,041)	0,386* (0,000)	0,340* (0,000)	1,000		
(12) VIX	−0,392* (0,000)	0,249* (0,000)	0,329* (0,000)	0,084* (0,000)	0,343* (0,000)	0,054* (0,000)	−0,015* (0,000)	0,023* (0,000)	−0,728* (0,000)	0,581* (0,000)	−0,067* (0,000)	1,000	
(13) EUR_USD	0,782* (0,000)	−0,303* (0,000)	−0,583* (0,000)	0,382* (0,000)	−0,825* (0,000)	−0,062* (0,000)	−0,092* (0,000)	0,026* (0,000)	0,817* (0,000)	−0,434* (0,000)	0,369* (0,000)	−0,585* (0,000)	1,000

* $p < 0,05$

Vir: lastno delo.

3 EKONOMETRIČNA ANALIZA

Pri ocenjevanju vpliva neodvisnih spremenljivk na odvisno spremenljivko bitcoina bomo uporabljali metodo najmanjših kvadratov (angl. Ordinary Least Squares, v nadaljevanju OLS), pri izračunu pa si bomo pomagali s programsko opremo STATA. Pri izračunu po metodi OLS pa je treba upoštevati določene predpostavke CLRM, s čimer zagotovimo, da so ocenjene vrednosti koeficientov pojasnjevalnih spremenljivk nepristranske, najboljše, linearne cenilke (NENALICE oz. angl. BLUE) (Gujarati & Porter, 2009, str. 189):

1. Regresijski model mora nujno biti linearen v parametrih:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i. \quad (1)$$

2. Nična kovarianca med slučajno napako in pojasnjevalnimi spremenljivkami:

$$\text{cov}(u_i, X_i) = E(u_i X_i) = 0. \quad (2)$$

3. Pričakovana (povprečna) vrednost slučajne napake je nič:

$$E(u_i | X_i) = 0, \text{ oz. } E(u_i) = 0. \quad (3)$$

4. Homoskedastičnost (varianca slučajne napake u , pri danih vrednostih x , je konstanta):

$$\text{var}(u_i | X_i) = E(u_i^2 | X_i) = \sigma^2. \quad (4)$$

5. V modelu ni avtokorelacije:

$$\text{cov}(u_i, u_j | X_i, X_j) = 0, \text{ oz. } \text{cov}(u_i, u_j) = 0 ; i \neq j. \quad (5)$$

6. Število opazovanj »n« mora biti večje od števila ocenjevanih parametrov »k«:

$$n > k. \quad (6)$$

7. Vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk (x) v danem vzorcu morajo biti različne (morajo variirati).
8. V modelu ni multikolinearnosti (o popolni multikolinearnosti govorimo, ko lahko eno spremenljivko izrazimo kot linearno kombinacijo drugih).
9. Model je pravilno specificiran (katere spr. vklj., kakšno funkcijo uporabiti).
10. Vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk (X) so fiksne pri ponovitvah vzorca, so neslučajne/nestohastične.

3.1 Specifikacija ekonometričnega modela in rezultat multiple linearne regresije

Pri oblikovanju našega ekonometričnega modela bomo za osnovo vzeli ekonometričen model avtorjev Ciaian, Rajcaniova in Kancs (2016, str. 1801–1804) ter ga v nadaljevanju dopolnili. Njihov model temelji na Barrovem modelu zlatega standarda, ki ga transformirajo

v model ponudbe in povpraševanja po bitcoinih. Ponudbo bitcoinov, denominiranih v ameriških dolarjih, zapišemo kot v spodnji enačbi:

$$M^S = P^B B \quad (7)$$

M^S – ponudba bitcoinov

P^B – menjalni tečaj (USD za enoto bitcoina)

B – količina bitcoinov v obtoku

Povpraševanje po bitcoinih v obtoku pa zapišemo kot:

$$M^D = \frac{PG}{V}. \quad (8)$$

M^D – povpraševanje po bitcoinih

P – splošna raven cen blaga in storitev

G – razširjenost rabe bitcoinov (angl. bitcoin economy size)

V – frekvenca uporabe enote bitcoina (angl. velocity)

V iskanju ravnotežja med ponudbo ter povpraševanjem lahko spodnjo enačbo iskanja vrednosti bitcoina:

$$P^B = \frac{PG}{VB} \quad (9)$$

zapišemo kot ekonometrični model:

$$P_t^B = \beta_0 + \beta_1 P_t + \beta_2 G_t + \beta_3 V_t + \beta_4 B_t + \epsilon_t. \quad (10)$$

Zgornji zapis ekonometričnega modela ponudbe in povpraševanja po bitcoinih v nadaljevanju razširimo še s kazalniki privlačnosti Bitcoina (A) ter z globalnimi makrofinančnimi kazalniki (M).

Končni ekonometrični model avtorjev Ciaian, Rajcaniova ter Kancs lahko torej zapišemo kot:

$$P_t^B = \beta_0 + \beta_1 P_t + \beta_2 G_t + \beta_3 V_t + \beta_4 B_t + \beta_5 A_t + \beta_6 M_t + \epsilon_t. \quad (11)$$

3.1.1 Predviden vpliv naših uporabljenih neodvisnih spremenljivk v ekonometričnem modelu na odvisno spremenljivko vrednosti bitcoina

Na podlagi transformiranega Barrovega modela zlatega standarda, od koder je izpeljan model ponudbe in povpraševanja po bitcoinih, je iz enačbe (9) razvidno, da na oblikovanje vrednosti bitcoina vpliva splošna raven cen, razširjenost rabe bitcoinov, frekvenca uporabe bitcoina ter količina bitcoinov v obtoku. Za prvi dve spremenljivki v primeru njenega zvišanja pričakujemo povečanje vrednosti bitcoina, medtem ko za preostali dve spremenljivki v primeru njenega zvišanja pričakujemo zmanjšanje vrednosti bitcoina. Za merjenje splošne ravni cen uvedemo spremenljivko menjalnega tečaja med evrom in ameriškim dolarjem (EUR_USD). V primeru apreciacije dolarja proti evru pričakujemo, da bo dolar apreciral tudi proti bitcoinu. Za potrebe merjenja razširjenosti uporabe bitcoina uvedemo spremenljivki št. opravljenih transakcij v bitcoinih (BTC_T) ter št. uporabljenih bitcoin naslovov (BTC_A), kjer prav tako pričakujemo, da bosta imeli pozitiven vpliv na vrednost bitcoina v primeru njenega povečanja. Medtem pa za uvedeni spremenljivki Bitcoin dnevi uničenja (BTC_D) ter št. izrudarjenih bitcoinov (BTC_Q), ki merita frekvenco uporabe enote bitcoina oz. količino bitcoinov v obtoku, pričakujemo, da bosta imeli negativen vpliv na vrednost bitcoina (Ciaian, Rajcaniova & Kancs, 2016, str. 1802, 1806).

Vrednost bitcoina pa naj bi pomagali sooblikovati tudi kazalniki privlačnosti Bitcoina. Avtorji Ciaian, Rajcaniova in Kancs (2016, str. 1804, 1806) zato razširijo model s spremenljivkami št. ogledov z iskalnim nizom »bitcoin« na Wikipediji, št. novih članov ter št. novih objav na družbenem mediju Bitcointalk, medtem ko Google Trenda niso vključili z argumentom, da so zanj na voljo le tedenski podatki. Nam je uspelo pridobiti dnevne vrednosti Google Trend indeksa z iskalnim nizom »bitcoin« (GOT) in ga bomo uporabili namesto št. ogledov na Wikipediji, saj je po našem mnenju v iskanju aktualnih ter obsežnejših novic spletni brskalnik bolj primeren in uporaben kot Wikipedija. Google Trend meri le stopnjo zanimanja po Bitcoinu, zato lahko pričakujemo tako pozitiven kakor tudi negativen vpliv na vrednost bitcoina, odvisno od polarnosti novic v času iskanja. Naša dodana vrednost pri dopolnitvi modela pa bo v uvedbi novih dveh spremenljivk, ki bosta razkrili tudi sentiment oz. razpoloženje uporabnikov glede kriptovalute Bitcoin na družbenih medijih Telegram, Twitter, Reddit ter Bitcointalk. V primeru povečanja tekstovnih enot s pozitivnim sentimentom Bitcoina (POS) pričakujemo pozitiven vpliv, v primeru povečanja tekstovnih enot z negativnim sentimentom (NEG) pa negativen vpliv na vrednost bitcoina. Št. novih članov ter št. novih objav na družbenem mediju Bitcointalk pa ne bomo zajeli v model, da le-ta ne bo preobširen oz. menimo, da so ključni podatki, dostopni na Bitcointalku, že zajeti v obeh spremenljivkah, ki merita sentiment.

Poleg spremenljivk, vezanih na ponudbo in povpraševanje po bitcoinih, ter kazalnikov privlačnosti Bitcoina avtorji Ciaian, Rajcaniova ter Kancs vključijo v model tudi globalne makrofinančne kazalnike, kot sta Dow Jones delniški indeks ter vrednost nafte. Delniški indeksi lahko odražajo splošna makroekonomska gibanja svetovnega gospodarstva, pri čemer lahko ugodna makroekonomska gibanja z višjimi delniškimi indeksi stimulirajo uporabo bitcoinov za nakup blaga in storitev, pri čemer se povpraševanje po bitcoinih lahko poveča in s tem ustvari pritisk na zvišanje vrednosti bitcoina. V primeru padca tečajev delnic na borzi se vlagatelji lahko zatečejo tudi k Bitcoinu kot alternativni naložbi, kar pa ima lahko tudi pozitiven vpliv na vrednost bitcoina, medtem ko naj bi v primeru višje vrednosti nafte nakazovalo na zgodnje oblikovanje inflacijskih pritiskov, kar naj bi imelo pozitiven vpliv na vrednost bitcoina (Ciaian, Rajcaniova & Kancs, 2016, str. 1804, 1806). V model poleg spremenljivk Dow Jones delniškega indeksa (DJIA) ter vrednosti nafte West Texas Intermediate Crude Oil (WTI) uvedemo še dodatni spremenljivki vrednosti trojske unče zlata (GLD) ter indeks volatilnosti (VIX). Za zlato je že znano, da služi kot varno zatočišče (angl. safe-heaven) v času borznih pretresov. Za Bitcoin pa naj bi bilo potrebnega še nekaj časa, da si med vlagatelji prisluži naziv t. i. varne naložbe (Long, Pei, Tian & Lang, 2021, str. 10). V primeru povečanja vrednosti zlata pričakujemo, da bo to imelo pozitiven vpliv na vrednost bitcoina (Shariati, 2022, str. 30). Prav tako pričakujemo povečanje vrednosti bitcoina v primeru povečanja indeksa volatilnosti.

Tabela 3: Povzetek spremenljivk, ki jih uporabimo v našem ekonometričnem modelu

Kratica spremenljivke	Opis spremenljivke
BTC_P	vrednost bitcoina
POS	tekstovna enota s pozitivnim sentimentom Bitcoina
NEG	tekstovna enota z negativnim sentimentom Bitcoina
GOT	Google Trend indeks z iskalnim nizom »bitcoin«
BTC_Q	količina bitcoinov v obtoku
BTC_A	št. uporabljenih bitcoin naslovov
BTC_T	št. opravljenih transakcij v bitcoinih
BTC_D	Bitcoin dnevi uničenja (BDD)
DJIA	Dow Jones delniški indeks
WTI	vrednost nafte West Texas Intermediate Crude Oil
GLD	vrednost trojske unče zlata
VIX	indeks volatilnosti
EUR_USD	menjalni tečaj EUR/USD

Vir: lastno delo.

3.1.2 Rezultat OLS regresije osnovnega modela

Za spremenljivke, omenjene v tabeli 3, oblikujemo sledeči ekonometrični model:

$$\begin{aligned}
BTC_P_t = & \beta_0 + \beta_1 POS_t + \beta_2 NEG_t + \beta_3 GOT_t + \beta_4 BTC_Q_t + \beta_5 BTC_A_t \\
& + \beta_6 BTC_T_t + \beta_7 BTC_D_t + \beta_8 DJIA_t + \beta_9 WTI_t + \beta_{10} GLD_t \\
& + \beta_{11} VIX_t + \beta_{12} EUR_USD_t + \epsilon_t.
\end{aligned}
\tag{12}$$

Iz tabele 4 razberemo, da lahko na podlagi F-testa zavrnemo ničelno domnevo pri zanemarljivi stopnji tveganja ($\alpha = 0,00$), da so vsi parcialni regresijski koeficienti hkrati 0. Sprejmemo sklep, da je vsaj eden od parcialnih regresijskih koeficientov različen od 0, kar pomeni, da model kot celota zadovoljivo pojasnjuje variiranje vrednosti bitcoina. Vrednosti posamičnih neodvisnih spremenljivk so statistično značilno različne od nič pri stopnji tveganja $\alpha = 0,05$, razen spremenljivke zlata (GLD). Ocena multiplega determinacijskega koeficienta znaša 0,826, kar pomeni, da je 83 % variabilnosti vrednosti bitcoina pojasnjenih z variiranjem vseh neodvisnih spremenljivk. Predno nadaljujemo z interpretacijo regresijskih koeficientov, preverimo morebitno prisotnost multikolinearnosti, avtokorelacije ter heteroskedastičnosti.

Tabela 4: Rezultat OLS regresije (osnovni model)

BTC_P	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
POS	18,645	0,682	27,35	0,00	17,309	19,981	***
NEG	-69,194	1,633	-42,38	0,00	-72,394	-65,994	***
GOT	-5,725	2,637	-2,17	0,03	-10,893	-0,557	**
BTC_Q	-0,06	0,0004	-144,86	0,00	-0,061	-0,059	***
BTC_A	-0,867	0,051	-17,12	0,00	-0,967	-0,768	***
BTC_T	11,054	0,158	69,75	0,00	10,743	11,364	***
BTC_D	-0,004	0,0002	-24,53	0,00	-0,005	-0,004	***
DJIA	3,841	0,034	112,62	0,00	3,775	3,908	***
WTI	92,087	3,404	27,05	0,00	85,415	98,759	***
GLD	0,535	0,622	0,86	0,39	-0,684	1,754	
VIX	318,152	8,895	35,77	0,00	300,719	335,586	***
EUR_USD	-24.769,931	1.438,844	-17,22	0,00	-27.590,071	-21.949,791	***
Constant	1.036.299,2	8.644,908	119,87	0,00	1.019.355,2	1.053.243,3	***
Mean dependent var		33.848,334	SD dependent var		13.842,957		
R-squared		0,826	Number of obs		58.368		
F-test		23.015,768	Prob > F		0,000		
Akaike crit. (AIC)		1.176.882,453	Bayesian crit. (BIC)		1.176.999,122		

*** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$

Vir: lastno delo.

3.2 Preverba prisotnosti multikolinearnosti, avtokorelacije, heteroskedastičnosti

3.2.1 Multikolinearnost

O popolni multikolinearnosti govorimo, kadar lahko eno neodvisno spremenljivko izrazimo kot linearno kombinacijo drugih in takrat ne moremo uporabiti metode OLS za oceno parametrov. V praksi imamo opravka po navadi z nepopolno obliko multikolinearnosti, kjer težje zavračamo ničelno hipotezo regresijskih koeficientov na podlagi t-statistike. Za

testiranje multikolinearnosti uporabimo variančni inflacijski faktor oz. VIF (angl. variance-inflation-factor). Iz tabele 5 je razvidno, da spremenljivka menjalnega tečaja EUR/USD z vrednostjo 14,44 presega referenčno vrednost 10, zato bomo to spremenljivko izločili iz modela. Rezultati regresije OLS brez izpuščene spremenljivke so razvidni v tabeli 6.

Tabela 5: Variančni inflacijski faktor (VIF)

	VIF	1/VIF
EUR USD	14,445	0,069
BTC Q	7,757	0,129
DJIA	6,114	0,164
BTC T	4,517	0,221
BTC A	4,476	0,223
GLD	4,05	0,247
WTI	3,72	0,269
VIX	3,343	0,299
NEG	2,821	0,354
GOT	1,946	0,514
POS	1,72	0,581
BTC D	1,066	0,938
Mean VIF	4,665	

Vir: lastno delo.

Tabela 6: Rezultat OLS regresije (model z omejitvijo po popravku multikolinearnosti)

BTC_P	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
POS	19,779	0,68	29,08	0,00	18,446	21,112	***
NEG	-69,703	1,636	-42,59	0,00	-72,91	-66,495	***
GOT	-16,627	2,566	-6,48	0,00	-21,656	-11,598	***
BTC_Q	-0,054	0,0003	-211,84	0,00	-0,055	-0,054	***
BTC_A	-0,742	0,05	-14,75	0,00	-0,84	-0,643	***
BTC_T	10,685	0,157	67,88	0,00	10,376	10,993	***
BTC_D	-0,004	0,0002	-24,66	0,00	-0,005	-0,004	***
DJIA	3,724	0,034	111,14	0,00	3,659	3,79	***
WTI	126,854	2,747	46,18	0,00	121,47	132,239	***
GLD	-6,485	0,471	-13,77	0,00	-7,408	-5,562	***
VIX	347,335	8,754	39,68	0,00	330,177	364,492	***
Constant	915.870,91	5.091,984	179,87	0,00	905.890,6	925.851,23	***
Mean dependent var		33.848,334	SD dependent var		13.842,957		
R-squared		0,825	Number of obs		58.368		
F-test		24.954,862	Prob > F		0,000		
Akaike crit. (AIC)		1.177.176,131	Bayesian crit. (BIC)		1.177.283,825		

*** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$

Vir: lastno delo.

3.2.2 Heteroskedastičnost

Kadar varianca slučajne napake u pri danih vrednostih x ni konstanta, govorimo o heteroskedastičnosti. Prisotnost heteroskedastičnosti preverimo z Breusch-Pagan ter z White testom, pri čemer pri obeh testih zavrnamo ničelno domnevo o homoskedastičnosti pri zanemarljivi stopnji značilnosti. S tem potrdimo prisotnost heteroskedastičnosti. S pomočjo

tehnike robustnih standardnih napak (angl. robust standard errors / White-corrected standard errors) ugotovimo, da vsi koeficienti ostanejo statistično značilni. Zanesljivost uporabe tehnike robustnih standardnih napak se veča, ko se veča vzorec. To pa pomeni, da naj bi bila ta tehnika pri našem številu opazovanj 58.368 ustrezna in zanesljiva.

Tabela 7: Rezultat regresije s pomočjo robustnih standardnih napak (angl. robust standard errors / White-corrected standard errors)

BTC_P	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
POS	19,779	1,742	11,35	0,00	16,364	23,193	***
NEG	-69,703	2,265	-30,77	0,00	-74,142	-65,263	***
GOT	-16,627	2,42	-6,87	0,00	-21,369	-11,885	***
BTC_Q	-0,054	0,0003	-191,81	0,00	-0,055	-0,054	***
BTC_A	-0,742	0,049	-15,03	0,00	-0,838	-0,645	***
BTC_T	10,685	0,158	67,44	0,00	10,374	10,995	***
BTC_D	-0,004	0,0001	-33,46	0,00	-0,005	-0,004	***
DJIA	3,724	0,037	100,33	0,00	3,652	3,797	***
WTI	126,854	2,789	45,49	0,00	121,388	132,32	***
GLD	-6,485	0,442	-14,68	0,00	-7,351	-5,619	***
VIX	347,335	10,104	34,38	0,00	327,531	367,138	***
Constant	915.870,91	5.833,713	157,00	0,00	904.436,81	927.305,02	***
Mean dependent var	33.848,334		SD dependent var		13.842,957		
R-squared	0,825		Number of obs		58.368		
F-test	26.808,440		Prob > F		0,000		
Akaike crit. (AIC)	1.177.176,131		Bayesian crit. (BIC)		1.177.283,825		

*** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$

Vir: lastno delo.

3.2.3 Avtokorelacija

Sedaj pa še preverimo, ali imamo v našem modelu prisotno avtokorelacijo, torej ali obstaja odvisnost med zaporednimi vrednostmi odvisne spremenljivke. Kadar imamo opravka s podatki časovnih vrst, je avtokorelacija pogostokrat težava. Prisotnost avtokorelacije preverimo z Durbin-Watson ter Breusch-Godfrey testom. Durbin-Watson preverja avtokorelacijo prvega reda in jo potrdimo pri izračunani vrednosti 0,02, kar nakazuje na močno pozitivno avtokorelacijo (referenčna vrednost čez palec, kjer naj ne bi bilo avtokorelacije prvega reda, je pri vrednosti 2). Prav tako z Breusch-Godfrey testom potrdimo prisotnost avtokorelacije pri preverbi prvih 9 odlogov, saj pri zanemarljivi stopnji značilnosti zavrnilo ničelno domnevo o neprisotnosti avtokorelacije. Glede na to, da potrjujemo prisotnost heteroskedastičnosti kakor tudi prisotnost avtokorelacije, izvedemo popravek s pomočjo metode Newey-West, ki simultano odpravlja obe omenjeni kršitvi.

Iz tabele 8 je razvidno, da kljub malce višjim standardnim napakam ocenjenih koeficientov le-ti še vedno ostanejo vsi statistično značilni pri zanemarljivi stopnji tveganja ($\alpha = 0,00$). Prav tako na podlagi F-testa zavrnilo ničelno domnevo pri zanemarljivi stopnji tveganja ($\alpha = 0,00$), da so vsi parcialni regresijski koeficienti hkrati 0. Lahko rečemo, da na podlagi vzorčnih podatkov ocenjujemo, da model kot celota dobro pojasnjuje variiranje vrednosti

bitcoina. Ocena multiplega determinacijskega koeficienta znaša 0,825, kar pomeni, da je 83 % variabilnosti vrednosti bitcoina pojasnjenih z variiranjem vseh neodvisnih spremenljivk. Preverimo in razložimo še dobljene parcialne regresijske koeficiente.

Tabela 8: Rezultat regresije s pomočjo Newey-West standardnih napak

BTC_P	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
POS	19,779	1,832	10,80	0,00	16,188	23,37	***
NEG	-69,703	2,623	-26,57	0,00	-74,844	-64,562	***
GOT	-16,627	3,36	-4,95	0,00	-23,212	-10,042	***
BTC_Q	-0,054	0,0004	-138,09	0,00	-0,055	-0,054	***
BTC_A	-0,742	0,069	-10,67	0,00	-0,878	-0,605	***
BTC_T	10,685	0,223	47,99	0,00	10,248	11,121	***
BTC_D	-0,004	0,0002	-23,84	0,00	-0,005	-0,004	***
DJIA	3,724	0,051	73,11	0,00	3,625	3,824	***
WTI	126,854	3,91	32,44	0,00	119,191	134,518	***
GLD	-6,485	0,621	-10,44	0,00	-7,703	-5,267	***
VIX	347,335	13,796	25,18	0,00	320,295	374,374	***
Constant	915.870,91	8.144,438	112,45	0,00	899.907,78	931.834,05	***
Mean dependent var		33.848,334	SD dependent var		13.842,957		
Number of obs		58.368	F-test		13.573,095		

*** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$

Vir: lastno delo.

Glede na rezultate izračuna lahko zapišemo končni ocenjeni regresijski model kot:

$$\widehat{BTC_P_t} = 915.870,91 + 19,78POS_t - 69,70NEG_t - 16,63GOT_t - 0,05BTC_{Q_t} \quad (13)$$

$$- 0,74BTC_{A_t} + 10,69BTC_{T_t} - 0,004BTC_{D_t} + 3,72DJIA_t$$

$$+ 126,85WTI_t - 6,49GLD_t + 347,34VIX_t.$$

Najprej pogledajmo spremenljivki, vezani na sentiment. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju poveča za 19,78 \$, če za 1 enoto povečamo tekstovno enoto s pozitivnim sentimentom Bitcoina (POS), pri čemer ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. Ter, vrednost bitcoina se v povprečju zniža za 69,70 \$, če za 1 enoto povečamo tekstovno enoto z negativnim sentimentom Bitcoina (NEG), pri čemer ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. Predznaka obeh koeficientov sta torej v skladu z našimi pričakovanji, torej da pozitiven sentiment tekstovnih enot družbenih medijev poveča, negativen pa zniža vrednost bitcoina.

Parcialni regresijski koeficient Google Trenda (GOT) znaša -16,63. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju zniža za 16,63 \$, če Google Trend indeks z iskalnim nizom »bitcoin« povečamo za 1 indeksno točko, pri čemer ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. Pri napovedovanju pričakovanega predznaka dotičnega regresijskega koeficienta smo rekli, da je možen tako negativen kakor tudi pozitiven predznak, odvisno od polarnosti novic. V našem primeru je negativen, zato lahko sklepamo, da je bilo v našem proučevanem obdobju povečano iskanje po iskalnem nizu

»bitcoin« v spletnem iskalniku v času, ko je bilo na voljo relativno več slabih kot pa dobrih novic, vezanih na Bitcoin.

Parcialni regresijski koeficient količine bitcoinov v obtoku (BTC_Q) znaša $-0,05$. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju zniža za $0,05$ \$, če se količina bitcoinov v obtoku poveča za 1, pri čemer ostanejo ostale spremenljivke nespremenjene.

Parcialni regresijski koeficient št. uporabljenih bitcoin naslovov (BTC_A) znaša $-0,74$. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju zniža za $0,74$ \$, če se št. bitcoin naslovov poveča 1, pri čemer ostanejo ostale spremenljivke nespremenjene.

Parcialni regresijski koeficient št. opravljenih transakcij v bitcoinih (BTC_T) znaša $10,69$. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednosti bitcoina v povprečju poveča za $10,69$ \$, če se št. opravljenih transakcij poveča za 1, pri čemer ostanejo ostale spremenljivke nespremenjene.

Parcialni regresijski koeficient *Bitcoin dnevi uničenja* (BTC_D) znaša $-0,004$. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju zniža za $0,004$ \$, če se kazalnik Bitcoin dnevi uničenja poveča za 1, pri čemer ostanejo ostale spremenljivke nespremenjene.

Pri zgornjih 4 regresijskih koeficientih spremenljivk, vezanih na ponudbo in povpraševanje po bitcoinih, opazimo, da imajo 3 regresijski koeficienti predznak, kakršnega smo pričakovali, razen pri št. uporabljenih bitcoin naslovov (BTC_A), koder imamo negativen, namesto pričakovanega pozitivnega predznaka. Spomnimo, da naj bi omenjena spremenljivka merila razširjenost rabe bitcoinov, pri čemer širša, kot je raba bitcoinov, večje je povpraševanje po bitcoinih, kar pa naj bi težilo k višji vrednosti bitcoina. Razlog za negativen predznak je morda v prekratnem opazovalnem obdobju.

Parcialni regresijski koeficient delniškega indeksa Dow Jones (DJIA) znaša $3,72$. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju poveča za $3,72$ \$, če se delniški indeks Dow Jones poveča za 1 indeksno točko, pri čemer ostanejo ostale spremenljivke nespremenjene.

Parcialni regresijski koeficient vrednosti nafte West Texas Intermediate Crude Oil (WTI) znaša $126,85$. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju poveča za $126,85$ \$, če vrednost nafte povečamo za 1 \$, pri čemer ostanejo ostale spremenljivke nespremenjene.

Pri pregledu preostalih 2 spremenljivk, vrednosti trojske unče zlata (GLD) ter indeksa volatilnosti (VIX), odčitamo njuni vrednosti regresijskih koeficientov pri $-6,49$ ter $347,34$ v istem vrstnem redu. Na podlagi zbranih podatkov ocenjujemo, da se vrednost bitcoina v povprečju zmanjša za $6,49$ \$, če se vrednost unče zlata (GLD) poveča za 1 \$, pri čemer

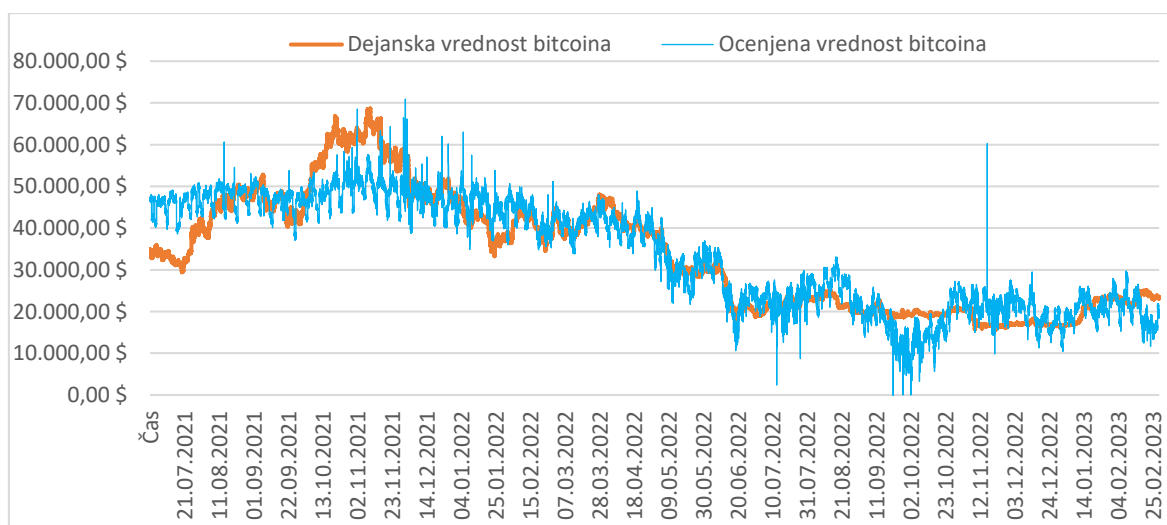
ostanejo ostale spremenljivke nespremenjene. Vrednost bitcoina pa se v povprečju poveča za 347,34 \$, če se indeks volatilitnosti (VIX) poveča za 1 indeksno točko. Pri indeksu volatilitnosti imamo po pričakovanjih pozitiven predznak regresijskega koeficienta, kar morda nakazuje, da bitcoin postaja varno zatočišče (angl. safe-heaven) v času borznih pretresov. Je pa zanimiv podatek, da imamo pri zlatu negativni predznak regresijskega koeficienta, kjer smo sicer pričakovali pozitivnega, razlog za to pa bi lahko bilo prekratko opazovano obdobje.

3.3 Primerjava dejanskih ter z regresijskim modelom ocenjenih vrednosti bitcoina

Kako dobro je zasnovan ekonometričen model, nam pri tej oceni poleg determinacijskega koeficienta pomaga tudi koren povprečne kvadratne napake (angl. root mean square error, v nadaljevanju RMSE). RMSE se uporablja za ocenjevanje kakovosti napovedovalne moči modela in se meri v istih enotah kot izhodiščne spremenljivke. Večje kot so razlike med dejanskimi ter ocenjenimi vrednostmi pri posamičnih opazovanjih, višji bo kazalnik RMSE in s tem posledično ocenjevani ekonometrični model slabše ocenjen. Velja seveda tudi obratno. RMSE za naš ekonometrični model (popravljen z Newey-West metodo) za celotno proučevano obdobje 1. 7. 2021–28. 2. 2023 pri 15-minutnem intervalu opazovanja (58.368 št. opazovanj) znaša 5.796,12 \$. Lahko rečemo, da naše ocenjene vrednosti bitcoina odstopajo od dejanskih vrednosti v povprečju za približno 5.796,12 \$.

Za lažjo predstavo še grafično ponazorimo na sliki 15 gibanje dejanskih ter ocenjenih vrednosti bitcoina v proučevanem obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023 pri 15-minutnem intervalu opazovanja.

Slika 15: Primerjava dejanskih ter z regresijskim modelom ocenjenih vrednosti bitcoina v proučevanem obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023



Vir: lastno delo.

Razberemo lahko, da ocenjene vrednosti bitcoina bistveno ne odstopajo od dejanskih vrednosti in se večino časa proučevanega obdobja zadovoljivo prilegajo dejanskim vrednostim, ocenjene in dejanske vrednosti imajo tudi več skupnih stičišč, kar je nekako pričakovano glede na relativno visok determinacijski koeficient. Večja odstopanja ocenjenih vrednosti od dejanskih je moč razbrati v mesecu juliju 2021, v mesecu oktobru ter novembru 2021 ter v oktobru 2022. V mesecu juliju 2021 so ocenjene vrednosti bitcoina precenjene, v mesecu oktobru in novembru 2021 ter v oktobru 2022 pa podcenjene v primerjavi z dejanskimi vrednostmi. Za obdobje prvih 4 mesecev, kjer smo beležili 2 večji odstopanja ocenjenih vrednosti od dejanskih, je značilna izrazita rast vrednosti bitcoina, in sicer iz 29.393,92 \$ (julij 2021) na 68.664,16 \$ (november 2021). Iz tega bi lahko sklepali, da izbrani ekonometrični model ni robusten v primeru ekstremnih premikov vrednosti bitcoina. Razlog za to bi morda lahko bil v tem, da smo morda izpustili kakšno pomembno spremenljivko, kot npr. kakšne kazalnike, ki merijo oz. napovedo premike znatnih količin bitcoinov na kriptovalutnih borzah katerega izmed večjih vlagateljev (npr. institucionalni vlagatelji ter t. i. »crypto-whales«). Po drugi strani pa se izbrani ekonometrični model kar dobro obnese pri napovedi vrednosti bitcoina v času manjših vzponov in padcev vrednosti bitcoina. Prav tako lahko razberemo, da ocenjene vrednosti bitcoina, dobljene s pomočjo izbranega ekonometričnega modela, na splošno ne težijo k precenitvi oz. podcenitvi dejanskih vrednosti bitcoina.

SKLEP

Namen diplomske naloge je bil predstaviti vpliv družbenih medijev na vrednost kriptovalut, konkretno v našem primeru na vrednost bitcoina. Na gibanje vrednosti bitcoina vplivajo številni dejavniki in za zdaj še nimamo nekega uveljavljenega ekonometričnega modela, ki bi zajemal neki standardni nabor relevantnih spremenljivk. Sami smo se odločili za uporabo ekonometričnega modela, ki v osnovi temelji na Barrovem modelu zlatega standarda in ki je v nadaljevanju razširjen s kazalniki privlačnosti Bitcoina ter z globalnimi makrofinančnimi kazalniki. Veliko študij v preteklosti je uporabljalo zajetje podatkov spremenljivk z dnevnim intervalom. Ker pa lahko vrednost bitcoina močno niha tudi znotraj istega dne in bi z uporabo dnevnega intervala bila kakšna pomembna ugotovitev spregledana, smo se odločili zajeti podatke s 15-minutnim intervalom. Prav tako je veliko avtorjev v preteklosti za kazalnike privlačnosti uporabilo Google Trend ter Wikipedijo, od koder je bilo moč razbrati le stopnjo zanimanja, ne pa tudi razpoloženja vlagateljev. V svojem delu razčlenimo stopnjo zanimanja z vpeljavo spremenljivk pozitivnega oz. negativnega sentimenta na družbenih medijih.

S pomočjo ekonometrične analize smo uspeli potrditi, da sentiment na družbenih medijih Telegram, Twitter, Reddit ter Bitcointalk v proučevanem obdobju od 1. 7. 2021 do 28. 2. 2023 vpliva na vrednost bitcoina. V primeru povečanja št. tekstovnih enot s pozitivnim sentimentom na omenjenih družbenih medijih vrednost bitcoina naraste, v primeru povečanja št. tekstovnih enot z negativnim sentimentom pa vrednost upade. Zanimiv je podatek, da je bil delež tekstovnih enot s pozitivnim sentimentom (67 %) v proučevanem

obdobju enkrat večji v primerjavi z deležem tekstovnih enot z negativnim sentimentom (33 %), čeprav je bila vrednost bitcoina večino časa v upadu. Podatek pa sicer sovпада z nekaterimi ugotovitvami avtorjev, da je pri trgovanju z bitcoinom vse več dolgoročnih vlagateljev, ki tudi v času padca njegove vrednosti ostanejo optimistično razpoloženi.

Ob rasti števila novih uporabnikov na trgovalnih platformah bodo družbeni mediji igrali vse večjo vlogo na odločitve posameznika o nakupu oz. prodaji določenega finančnega produkta, saj bo to za nekatere posameznike glavni ali pa celo edini vir informacij, na podlagi katerih se bodo odločili za nakup oz. prodajo finančnega produkta. Pri tem pa bodo vlagatelji preizkušani na družbenih medijih s FUD (angl. Fear, Uncertainty, Doubt) in FOMO (angl. Fear Of Missing Out). Z besedo FUD (okrajšava za strah, negotovost in dvom) označujemo taktiko, katere namen je z govoricami, nepotrjenimi novicami in lažmi ustvariti paniko na trgu in tako vplivati na čustva vlagateljev ter jih prepričati o prodaji finančnega produkta v lasti. Pri FOMO (strah pred zamujeno priložnostjo) pa gre za pojav čredenja (angl. herding), kjer vlagatelji posnemajo naložbene odločitve preostalih udeležencev na trgu in jim sledijo z lastnim nakupom dotičnega finančnega produkta. Odločajo se na podlagi javnega mnenja na družbenih medijih, namesto da bi se zanašali na lastne ugotovitve iz preverjenih virov informacij in s tem bolj tehtno in odgovorno sprejeli svoje naložbene odločitve.

Zaradi povečanega števila uporabnikov trgovalnih platform v zadnjem obdobju (od začetka pandemije COVID-19) in s tem povezanim trgovanjem s pomočjo družbenih medijev so svojo zaskrbljenost izrazili tudi številni finančni regulatorji. Pod drobnogled so vzeli primer, ko je na forumu Reddit skupina Wallstreetbets namerno in kolektivno, na sicer reguliranem finančnem trgu, s svojimi nakupi delnic podjetja GameStop prisilila institucionalne vlagatelje v t. i. iztisnitev kratkih pozicij (angl. short squeeze), pri čemer so slednji utrpeli izgube.

Sentiment vlagateljev skratka postaja v času vse širše rabe družbenih trgovalnih platform ter družbenih medijev nasploh in z njimi povezanim trgovanjem po svetu vse pomembnejši faktor pri oblikovanju vrednosti finančnega produkta, zaradi katerega se lahko namreč vrednost finančnega produkta tudi močno oddalji od njegove temeljne vrednosti (angl. fundamental value). To pa lahko pripelje do anomalij na trgu in ima lahko negativne posledice za vlagatelje. Zato področje sentimenta še vedno ponuja številne možnosti oz. celo vidimo potrebo za nadaljnje raziskave. Z njihovo pomočjo bomo še bolje razumeli vpliv sentimenta na trgovanje s finančnimi produkti. Posledično se bomo lažje odločili in sprejeli primerne regulative, vse v luči, da ustvarimo stabilno in pravično okolje za vse udeležence trgovanja s finančnimi produkti.

LITERATURA IN VIRI

1. Baker, H. K., Filbeck, G. & Nofsinger, J. R. (2019). *Behavioral Finance: What Everyone Needs to Know*. New York: Oxford University Press.

2. Baker, M. & Wurgler, J. (2006). Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645–1680.
3. Baur, D. G. & Lucey B. M. (2010). Is Gold a Hedge or a Safe Haven? An Analysis of Stocks, Bonds and Gold. *The Financial Review*, 45(2), 217–229.
4. Bikhchandani, S. & Sharma, S. (2001). Herd Behavior in Financial Markets. *IMF Staff Papers*, 47(3), 279–310.
5. Blockchair. (2023). *Bitcoin Coin-Days Destroyed chart*. Pridobljeno 7. marca 2023 iz <https://blockchair.com/bitcoin/charts/coin-days-destroyed>
6. Brandwatch. (2022, 23. november). *The Most Followed Accounts on Twitter* [objava na blogu]. Pridobljeno 1. decembra 2022 iz <https://www.brandwatch.com/blog/most-twitter-followers/>
7. Burniske, C. & White, A. (2017). *Bitcoin: Ringing the bell for new asset class*. New York: ARK Investment Management LLC.
8. Business 2 Community. (2023, 27. januar). *Best Copy Trading Platforms 2023 – Compare Social Trading Platforms*. Pridobljeno 4. februarja 2023 iz <https://www.business2community.com/trading/best-copy-trading-platforms>
9. Ciaian, P., Rajcaniova, M. & Kancs, d'A. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799–1815.
10. Coinmarketcap. (2023). *Cryptocurrency Market Capitalizations*. Pridobljeno 5. marca 2023 iz <https://coinmarketcap.com/currencies/bitcoin/>
11. Dorfleitner, G. & Scheckenbach, I. (2022). Trading activity on social tradingplatforms—a behavioral approach*. *Journal of Risk Finance*, 23(1), 32–54.
12. Edwards, R. & Preston, J. (2017). *A Practitioner's Guide to Reading VIX*. Pridobljeno iz <https://www.spglobal.com/spdji/en/education-a-practitioners-guide-to-reading-vix.pdf>
13. eToro. (2023a). *Komunikacija in izmenjava mnenj uporabnikov na eToru*. Pridobljeno 8. februarja 2023 iz <https://www.etoro.com/markets/btc>
14. eToro. (2023b). »Signalizator« *Jorden Boer in njegovi kazalniki trgovanja*. Pridobljeno 8. februarja 2023 iz <https://www.etoro.com/people/jordenboer/stats>
15. European Securities and Markets Authority (ESMA) (2021). *ESMA Report on Trends, Risks and Vulnerabilities*, No. 2. Pridobljeno iz https://www.esma.europa.eu/sites/default/files/library/esma50-165-1842_trv2-2021.pdf
16. Evans, J. D. (1996). *Straightforward statistics for the behavioral sciences*. Pacific Grove, CA: Brooks/Cole Publishing.
17. Fataliyev, K., Chivukula, A., Prasad, M. & Liu, W. (2021). Stock Market Analysis with Text Data: A Review. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2106.12985>
18. Ganti, A. (2023, 6. april). Investopedia. *What Is the Dow Jones Industrial Average (DJIA)?* Pridobljeno 8. aprila 2023 iz <https://www.investopedia.com/terms/d/djia.asp>
19. Garreta, R. (2017, 31. januar). *How to create text classifiers with Machine Learning* [objava na blogu]. Pridobljeno 29. januarja 2021 iz <https://monkeylearn.com/blog/how-to-create-text-classifiers-machine-learning/>

20. Glawe, G. (2021). *Comparing Iconic Indices: The S&P 500 and DJIA*. Pridobljeno 15. aprila iz <https://www.spglobal.com/spdji/en/documents/education/education-comparing-iconic-indices-the-sp-500-and-djia.pdf>
21. Gnanasekaran T., Nandhini J. M. & Priya B. (2021). An Analysis of the Applications of Natural Language Processing in Various Sectors. V V. D. Ambeth Kumar, V. E. Balas, M. Favorskaya, S. Malathi & Perumal, T. (ur.), *Smart Intelligent Computing and Communication Technology* (str. 598 – 602). Amsterdam: IOS press BV.
22. Gemayel, R. & Preda, A. (2018). Does a scopic regime produce conformism? Herding behavior among trade leaders on social trading platforms. *The European Journal of Finance*, 24(14), 1144–1175.
23. Glassnode. (2023a). *Bitcoin: Circulating Supply [BTC]*. Pridobljeno 4. marca 2023 iz <https://studio.glassnode.com/metrics?a=BTC&category=Supply&m=supply.Current>
24. Glassnode. (2023b). *Bitcoin: Number of Active Addresses*. Pridobljeno 4. marca 2023 iz <https://studio.glassnode.com/metrics?a=BTC&category=Addresses&m=addresses.ActiveCount>
25. Glassnode. (2023c). *Bitcoin: Number of Transactions*. Pridobljeno 4. marca 2023 iz <https://studio.glassnode.com/metrics?a=BTC&category=Transactions&m=transactions.Count>
26. Google Trend. (2023). *Zanimanje skozi čas in po območjih z iskalnim nizom »bitcoin« v obdobju 1. 7. 2021–28. 2. 2023*. Pridobljeno 11. aprila 2023 iz <https://trends.google.com/trends/explore?date=2021-07-01%202023-02-28&q=bitcoin&hl=sl>
27. Greer, R. (2018). The Superclasses of Assets Revisited. *Global Commodities Applied Research Digest*, 3(2), 62–67.
28. Gujarati, D. N. & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5. izd.). New York: McGraw-Hill Irwin.
29. Guo, J., Holmes, P. & Altanlar, A. (2020). Is herding spurious or intentional? Evidence from analyst recommendation revisions and sentiment. *International Review of Financial Analysis*, 71. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101539>
30. Gupta, S. & Shrivastava, M. (2021). Herding and loss aversion in stock markets: mediating role of fear of missing out (FOMO) in retail investors. *International Journal of Emerging Markets*, 17(7), 1720–1737.
31. Hayes, A. (2023, 29. januar). Investopedia. *What Happens to Bitcoin After All 21 Million Are Mined?* Pridobljeno iz <https://www.investopedia.com/tech/what-happens-bitcoin-after-21-million-mined/>
32. Huber, T. A. & Sornette, D. (2022). Boom, bust, and bitcoin: Bitcoin-bubbles as innovation accelerators. *Journal of Economic Issues*, 56(1), 113–136.
33. Kahneman, D. & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–292.
34. Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific Reports*, 3(3415), 1–7.

35. Liberto, D. (2022, 23. september). Investopedia. *What Is Crude Oil, and Why Is It Important to Investors?* Pridobljeno 9. aprila 2023 iz <https://www.investopedia.com/terms/c/crude-oil.asp>
36. Long, S., Pei, H., Tian, H. & Lang, K. (2021). Can both Bitcoin and gold serve as safe-haven assets? — A comparative analysis based on the NARDL model. *International Review of Financial Analysis*, 78, 101914
37. Llb finance reporter (2021, 8. februar). *Trading platforms enjoy record growth of customers in 2020*. Pridobljeno iz <https://londonlovesbusiness.com/trading-platforms-enjoy-record-growth-of-customers-in-2020/>
38. Lorin, I. (2020). *Natural Language Processing (NLP) Use Cases for Business Optimization*. Sheffield: Mobidev International Ltd.
39. Minaee, S., Kalchbrenner, N., Cambria, E., Nikzad, N., Chenaghlu, M. & Gao, J. (2021). Deep Learning-based Text Classification: A Comprehensive Review. *ACM Comput. Surv.*, 54(3), 1–40.
40. Musk, E. [@elonmusk]. (2021a, 26. januar). *Gamestonk!!* [tvit]. Twitter. <https://twitter.com/elonmusk/status/1354174279894642703>
41. Musk, E. [@elonmusk]. (b. d.). *Tweets* [Twitter profil]. Twitter. Pridobljeno 29. januarja 2021 iz <https://twitter.com/elonmusk>
42. Musk, E. [@elonmusk]. (2021b, 29. januar). *In retrospect, it was inevitable* [tvit]. Twitter. <https://twitter.com/elonmusk/status/1355068728128516101>
43. Musk, E. [@elonmusk]. (2021c, 13. maj). *Tesla & Bitcoin* [priložena slika] [tvit]. Twitter. <https://twitter.com/elonmusk/status/1392602041025843203>
44. Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. Pridobljeno iz <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
45. OECD. (2002). *The Future of Money*. Paris: OECD Publications Service.
46. Ogunode, O. A., Iwala, A. T., Awoniyi, O. A., Amusa, B. O., Omosebi, T. R., Kassim, S. K. & Akintoye, R. I. (2022). Cryptocurrency and global practices: Lessons for Nigeria. *South Asian Journal of Social Studies and Economics*, 15(1), 7–28.
47. Ong, B., Ming Lee, T., Li, G. & Lee Kuo Chuen, D. (2015). Evaluating the Potential of Alternative Cryptocurrencies. V D. Lee Kuo Chuen (ur.), *Handbook Of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data* (str. 81–135). USA: Elsevier.
48. Pak Nian, L. & Lee Kuo Chuen, D. (2015). Introduction to Bitcoin. V D. Lee Kuo Chuen (ur.), *Handbook Of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data* (str. 5–30). USA: Elsevier.
49. Pang, B. & Lee, L. (2008). Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and trends in information retrieval*, 2(1/2), 1–135.
50. Papadopoulos, G. (2015). Blockchain and Digital Payments: An Institutional Analysis of Cryptocurrencies. V D. Lee Kuo Chuen (ur.), *Handbook Of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data* (str. 153–172). USA: Elsevier.
51. Pfaffenberger, B. (2000). The rhetoric of dread: Fear, uncertainty, and doubt (FUD) in information technology marketing. *Knowledge, Technology & Policy*, 13(3), 78–92.

52. Pompian, M. M. (2006). *Behavioral Finance and Wealth Management: How to Build Optimal Portfolios That Account for Investor Biases*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
53. Przybylski, A. K., Murayama, K., DeHaan, C. R. & Gladwell, V. (2013). Motivational, emotional, and behavioral correlates of fear of missing out. *Computers in Human Behavior*, 29(4), 1841–1848.
54. PwC. (2021). *El Salvador's law: A meaningful test for Bitcoin*. Pridobljeno 8. aprila 2023 iz <https://www.pwc.com/gx/en/financial-services/pdf/el-salvadors-law-a-meaningful-test-for-bitcoin.pdf>
55. Raval, S. (2016). *Decentralized Applications: Harnessing Bitcoin's Blockchain Technology*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc.
56. Santiment. (2023a). *Social Data*. Pridobljeno 4. marca 2023 iz <https://academy.santiment.net/metrics/details/social-data/>
57. Santiment. (2023b). *Sentiment Metrics*. Pridobljeno 4. marca 2023 iz <https://academy.santiment.net/metrics/sentiment-metrics/>
58. Santiment. (2023c). *Price (BTC), Positive sentiment (Total) (BTC), Negative sentiment (Total) (BTC)*. Pridobljeno 5. marca 2023 iz <https://app.santiment.net/charts>
59. Segura, J. (2020, 24. marec). *What are Bitcoins Days Destroyed (BDD)?* Pridobljeno iz <https://academy.bit2me.com/en/what-are-bitcoins-days-destroyed-bdd/>
60. Shariati, K. (2022). *The Influence of Gold Market on Bitcoin Prices*. Jönköping: Jönköping university.
61. Taboada, M. (2016). Sentiment Analysis: An Overview from Linguistics. *Annual Review of Linguistics*, 2(1), 325–347.
62. Teo, E. G. S. (2015). Emergence, Growth, and Sustainability of Bitcoin: The Network Economics Perspective. V D. Lee Kuo Chuen (ur.), *Handbook Of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data* (str. 191–200). USA: Elsevier.
63. Tradingview. (2023). DJIA, WTICO, TVC GOLD, CBOE VIX, USD/EUR. Pridobljeno 5. marca 2023 iz <https://www.tradingview.com/chart/>
64. U. S. Securities and Exchange Commission (SEC). (2021). *Staff Report on Equity and Options Market Structure Conditions in Early 2021*. Pridobljeno iz <https://www.sec.gov/files/staff-report-equity-options-market-struction-conditions-early-2021.pdf>
65. Van Wijk, D. (2013). *What can be expected from the BitCoin?* Working Paper No. 345986. Rotterdam: Erasmus Rotterdam Universiteit.
66. Van Kerckhoven, S. & O'Dubhghaill, S. (2021). Gamestop: How online 'degenerates' took on hedge funds. *Exchanges: The Interdisciplinary Research Journal*, 8(3), 45–54.
67. Wilcox, J. W. & Fabozzi, F. J. (2013). *Financial Advice and Investment Decisions: A Manifesto for Change*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
68. World Economic Forum. (2023). *Charted: Crypto popularity across the EU*. Pridobljeno 9. aprila 2023 iz <https://www.weforum.org/agenda/2023/03/charted-crypto-popularity-across-the-eu/>