

LATVIJAS UNIVERSITĀTE
BIZNESA, VADĪBAS UN EKONOMIKAS FAKULTĀTE

**SOCIĀLO MEDIJU ZIŅOJUMU IETEKME UZ DIGITĀLO
AKTĪVU CENU VEIDOŠANOS: EKONOMETRISKĀ ANALĪZE**

**THE IMPACT OF SOCIAL MEDIA POSTS ON DIGITAL ASSET
PRICING: AN ECONOMETRIC ANALYSIS**

MAGISTRA DARBS

Autore: Darja Golosuja

Stud. apl.: dv13027

Darba vadītājs: Dr. mat., prof. Mihails Hazans

RĪGA 2022

ANOTĀCIJA

Darba mērķis ir novērtēt *Reddit* platformas sentimentu, pirmkārt, noskaidrot vai tas statistiski nozīmīgi ietekmē digitālo aktīvu *Decentraland*, *Tezos* vai *Chiliz* vērtību. Otrkārt, noteikt vai sociālo mediju ietekme atšķiras šiem neaizvietojamajiem tokeniem un kriptovalūtai *Ethereum*.

Pētījums veikts par 2021. gada *Reddit* platformā publicētajiem ziņojumiem. Tāpat analīzei tika lejuplādēti digitālo aktīvu *Decentraland*, *Tezos*, *Chiliz* un *Ethereum* monētu tirgus dienas dati no Yahoo! Finance tīmekļa vietnes, tādējādi iegūstot 361 gadījumu par katru no aktīviem.

Ziņojumu polaritātes noteikšanai tika izmantots VADER klasifikators. Ar lineāras regresijas palīdzību tika novērtēts, vai pastāv attiecības starp digitālo aktīvu cenām un sentimentu. Ar vektoru autoregresijas palīdzību tika pārbaudīta *Reddit* sentimenta statistiski nozīmīgā ietekme uz neaizvietojamu tokenu cenām, savukārt izmantojot atbalsta vektoru regresiju tika novērtēta digitālo aktīvu dienas beigu cenu prognozētspēja.

Darba novitāte ir saistīta ar to, ka iepriekš publicētajos pētījumos netika analizēta sentimenta ietekme uz neaizvietojamu tokenu cenām.

Atslēgas vārdi: atbalsta vektoru regresija (SVR), lineārā regresija, neaizvietojamie tokeni (NFT), *Reddit*, sociālo mediju sentiments, VADER, vektoru autoregresija (VAR).

ABSTRACT

The aim of the thesis is to assess the *Reddit* sentiment, firstly to find out whether it has a statistically significant effect on the value of digital assets *Decentraland*, *Tezos* or *Chiliz*. Secondly to determine if the impact of social media is different on these non-fungible tokens and on the cryptocurrency *Ethereum*.

The study is based on posts published during 2021 on the *Reddit* platform. Also, daily coin market data for digital assets *Decentraland*, *Tezos*, *Chiliz* and *Ethereum* was downloaded for analysis from Yahoo! Finance website, getting 361 instances for each of the assets.

The VADER classifier was used to determine the polarity of the posts. The relations between digital asset prices and sentiment was assessed using linear regression. Vector autoregression was applied to examine the statistically significant effect of *Reddit* sentiment on the daily closed prices, while the predictability of end-of-day prices of digital assets was assessed using support vector regression.

The novelty of the research refers to the analysis of the impact of sentiment on the prices of non-fungible tokens as such studies were not conducted before.

Keywords: linear regression, non-fungible tokens (NFT), *Reddit*, social media sentiment, support vector regression (SVR), VADER, vector autoregression (VAR).

SATURA RĀDĪTĀJS

SAĪSINĀJUMU UN APZĪMĒJUMU SARAĶSTS.....	5
IEVADS.....	6
1. BLOKĶĒDES TEHNOLOĢIJA UN TOKENU PIRMSSĀKUMI.....	9
1.2. Neaizvietojamie tokeni	15
1.3. Kriptovalūtu cenu veidošanās	20
2. DATI UN METODOLOĢIJA.....	25
2.1. Sentimenta analīze	25
2.1.1. Mašīnmācīšanās pieeja.....	27
2.1.2. Leksikas balstītā pieeja.....	31
2.2. Sociālo mediju sentimenta analīze kriptovalūtas cenu noteikšanā	33
2.3. Datu iegūšana un apstrāde	40
2.4. Sentimenta vārdnīca VADER.....	42
2.5. Vektoru autoregresijas modelis (VAR)	42
2.6. Atbalsta vektoru regresijas modelis (SVR).....	44
3. PĒTĪJUMA REZULTĀTI	48
3.1. <i>Subreddit</i> atlase un sentimenta datu sākotnējā izpēte.....	48
3.2. Lineārās regresijas modeļu novērtējums.....	53
3.3. Vektoru autoregresijas modeļu novērtējums	59
3.3.1. Grendžera cēlonības tests	61
3.3.2. Impulsu reakcijas funkcijas novērtējumi.....	62
3.3.3. Prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija	64
3.4. Atbalsta vektoru regresijas novērtējums.....	65
SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI	73
IZMANTOTĀS LITERATŪRAS UN AVOTU SARAĶSTS.....	76
PIELIKUMI.....	85
1. pielikums. Mainīgo stacionaritātes novērtējums	85
2. pielikums. Vienības saknes tests	88
3. pielikums. VAR modeļu rezultāti.....	89
4. pielikums. Pielāgotie atbalsta vektoru regresijas modeļi.....	94

SAĪSINĀJUMU UN APZĪMĒJUMU SARAKSTS

AIC – Akaike information criterion (Akaikes informācijas kritērijs)

DJI – Dow Jones Industrial Average Index

DLT – distributed ledger technology (sadalītā virsgrāmatas tehnoloģija)

EVM – Ethereum virtual machine (*Ethereum* virtuālā mašīna)

FEVD – forecast error variance decomposition (prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija)

FPE – final prediction error (galējā paredzēšanas kļūda)

GEPU – global economic policy uncertainty (globālās ekonomiskās politikas nenoteiktība)

HQ – Hannan-Quinn criterion (Hanana-Kvina informācijas kritērijs)

IXIC – Nasdaq Composite Index

MAE – mean absolute error (vidējā absolūtā kļūda)

MAPE – mean absolute percentage error (vidējā absolūtā procentuālā kļūda)

MSCI – MSCI World Index

NARDL – nonlinear autoregressive distributed lag (nelineāri autoregresīvi sadalīti novēlējumi)

NFT – non-fungible tokens (neaizvietojamie tokeni)

RMSE – root mean square error (vidējā kvadratiskā kļūda)

SC – Schwarz criterion (Švarca informācijas kritērijs)

SVM – support vector machines (atbalsta vektoru mašīnas)

SVR – support vector regression (atbalsta vektoru regresija)

VAR – vector autoregression (vektoru autoregresija)

VIX – CBOE Volatility Index

IEVADS

2021. gada Īlona Maska (*E. Musk*) ieraksti *Twitter* platformā skaidri iezīmēja tendenci, ka ietekmīgas personas vārdi ir spējīgi samazināt vai palielināt kriptovalūtu vērtību dažu minušu laikā. Līdz šim veikti vairāki pētījumi, par to kā tvītu sentiments ietekmē dažādu kriptovalūtu cenu veidošanos, galvenokārt, pētot vispopulārākās kriptovalūtas tādas kā *Bitcoin* un *Ethereum*. Tomēr būtu svarīgi noskaidrot, vai cenu ietekme var būt vērojama arī šobrīd popularitāti gūstošajiem neaizvietojamajiem tokeniem (*non-fungible tokens*), kuriem arī ir liela tirgus kapitalizācija, kā arī saprast, vai cenu ietekmes spēks piemīt tikai *Twitter* platformai, vai arī šāda iezīme varētu būt raksturīga arī citiem sociālajiem medijiem.

Nesenā blokķēdes tehnoloģijas attīstība ir izraisījusi jauna veida digitālo produktu tādu kā neaizvietojamu tokenu (NFT) rašanos. NFT ir kriptogrāfijas līdzekļi, kas izmanto blokķēdes tehnoloģiju, lai atspoguļotu digitālās preces īpašumtiesības. Atšķirībā no aizvietojamajiem aktīviem, piemēram, *Bitcoin*, kuriem katram ir vienāda vērtība, neaizvietojamu tokenu vērtība ir atkarīga no to individuālajām īpašībām. Gandrīz jebkura digitālā prece var tikt izveidota kā NFT, pārveidojot to par unikālu artefaktu. To krasi pieaugošā popularitāte ir izraisījusi tiešsaistes tirgus izveidošanos, kur lietotāji var pirkt un pārdot savus NFT. Šādos tirgos tiek rādīts jebkas, sākot no tvītiem, mūzikas, parakstītām akadēmisko darbu kopijām un beidzot ar vispasaules tīmekļa pirmkodu.¹

Pētījuma **hipotēze**: *Reddit* platformas ziņojumiem ir statistiski nozīmīga ietekme uz neaizvietojamu tokenu *Decentraland*, *Tezos* un *Chiliz* vērtību.

Maģistra darba **mērķis** ir novērtēt *Reddit* platformas sentimentu, noskaidrot, vai tas statistiski nozīmīgi ietekmē digitālo aktīvu vērtību, kā arī saprast, vai ar šādas analīzes palīdzību potenciālie investori varētu veikt izvēli par labu *Decentraland*, *Tezos* vai *Chiliz* digitālajiem aktīviem.

Pētījuma uzdevumi:

1. Izpētīt zinātnisko literatūru par blokķēdes būtību un neaizvietojamu tokenu jēdzienu.
2. Analizēt citu autoru pētījumus par sentimentu ietekmi sociālajos medijos un to ietekmi uz kriptovalūtu cenām.

¹ Kanellopoulos, I. F., Gutt, D., Li, T. (2021.). *Do Non-Fungible Tokens (NFTs) Affect Prices of Physical Products? Evidence from Trading Card Collectibles*, available: <https://ssrn.com/abstract=3918256>

3. Apkopot ziņojumus un komentārus no *Reddit* platformas par 2021. gadu, atlasot izmantojamās *subreddit* pēc nosaukumiem: *Decentraland*, *Tezos* un *Chiliz* un kodiem MANA, XTZ un CHZ. Tāpat atlasīt *subreddit*, kuri ietver *Ethereum* un tā kodu ETH.
4. Veikt datu tīrīšanu izdzēšot analīzei nederīgus ziņojumus, fotogrāfijas, pārpublicētās ziņas, tādējādi analīzei izmantojot tikai oriģinālziņojumus, kas publicēti *Reddit* vietnē.
5. Kodēt atlasītos ziņojumus atbilstoši sentimentu analīzei ar VADER algoritma palīdzību, tādējādi iegūstot skaitliskās vērtības.
6. Kodētajiem datiem veikt lineārās regresijas analīzi, lai novērtētu, vai pastāv attiecības starp sentimentu un digitālo aktīvu dienas beigu cenu/sagaidāmo ienesīgumu.
7. Veikt vektoru autoregresijas analīzi (VAR), lai varētu noteikt, vai *Reddit* sentimentam ir, vai nav ietekme uz digitālo aktīvu cenām; vai starp sentimentu un digitāliem aktīviem pastāv attiecības, kā arī, vai šīs attiecības mainās laika gaitā.
8. Veikt atbalsta vektoru regresijas (SVR) analīzi, lai noskaidrotu, vai izmantojot esošos datus ir iespējams prognozēt digitālo aktīvu dienas beigu cenas.
9. Salīdzināt iegūtos rezultātus un noteikt, vai tie atšķiras neizvietojamiem tokeniem - *Decentraland*, *Tezos* un *Chiliz*, un kriptovalūtai *Ethereum*, ar mērķi noskaidrot, vai sociālo mediju ietekme atšķiras kriptovalūtai un digitāliem aktīviem.
10. Iegūt secinājumus un izstrādāt priekšlikumus analīzes praktiskai pielietošanai.

Pētījuma objekts: *Reddit* ziņojumu ietekme uz digitālo aktīvu cenām.

Pētījumu priekšmets: *Reddit* ziņojumu sentiments.

Izmantotās pētniecības metodes. Izvirzīto uzdevumu veikšanai izmantotas statistiskās un ekonometriskās analīzes metodes, kā arī uzraudzītās mašīnmācīšanās algoritms. Maģistra darba izstrādē tiks izmantota lineārās regresijas analīze, vektoru autoregresijas analīze, Grendžera cēlonības tests, impulsu reakcijas, kā arī prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija, lai novērtētu *Reddit* sentimenta ietekmi uz digitālo aktīvu dienas beigu cenām. Atbalsta vektoru regresijas analīze tiks izmantota digitālo aktīvu dienas beigu cenu prognozēšanai, tāpat tiks novērtēta arī prognozētspējas precizitāte un veikti atbalsta vektoru regresijas modeļu uzlabojumi. Analīze tiks veikta R Studio izmantojot R programmēšanas valodu.

Pētījuma struktūra: darbs sastāv no trim nodaļām. Pirmajā nodaļā apskatīta teorētiskā literatūra un zinātniskie pētījumi par blokķēdes tehnoloģiju, neaizvietojamu tokenu būtību, kā arī sniegts ieskats par kriptovalūtu cenu veidošanos.

Otrajā nodaļā apskatīta metodoloģija, ar kuras palīdzību tika novērtēts *Reddit* ziņojumu sentiments un kodēti analīzei nepieciešamie dati, kā arī apkopotas jau esošās zinātniskas publikācijas, kurās tika pētīts sociālo mediju sentiments kriptovalūtu cenu noteikšanā. Tāpat tiek raksturotas analīzes datu iegūšanas metodes – VAR un atbalsta vektoru regresija, kā arī VADER algoritms.

Trešajā nodaļā tiks noteikts ziņojumu sentiments, izstrādāti lineārās regresijas un VAR modeļi, lai novērtētu *Reddit* ziņojumu sentimentu ietekmi uz digitālo aktīvu cenām. Tāpat tiks veikta atbalsta vektoru regresija, lai noteiktu digitālo aktīvu dienas beigu cenu prognozētspēju.

Pētījuma periods ir no 01.01.2021. līdz 31.12.2021., izmantojot *Decentraland*, *Tezos* un *Chiliz*, un kriptovalūtas *Ethereum* monētu tirgus dienas datus.

Izmantotās literatūras un avotu apraksts. Pētījums tika izstrādāts balstoties uz zinātniskajiem rakstiem un publikācijām. Tāpat analīzes veikšanai maģistra darba ietvaros tika izmantoti dažādi R Studio funkciju un pakotņu apraksti.

Digitālo aktīvu sentiments tika izgūts no *Reddit* platformas tematiskajām apakškopām (*subreddit*) ar “skrāpēšanas” (*web-scraping*) palīdzību.

Decentraland, *Tezos*, *Chiliz* un *Ethereum* dienas slēgšanas cenu dati par 2021. gadu tika lejuplādēti no Yahoo! Finance tīmekļa vietnes.

Pētījuma ierobežojumi. Pētījumā tika analizēti tikai 3 NFT – *Decentraland*, *Tezos*, *Chiliz* un kriptovalūta *Ethereum*. Neaizvietojamie tokeni tika izvēlēti datu pieejamības dēļ – par tiem *Reddit* platformā bija visvairāk publikāciju un komentāru. *Ethereum* tika izvēlēts salīdzināšanai, lai noskaidrotu, vai *Reddit* sentiments spēj ietekmēt dienas beigu cenu, jo tā ir populāra kriptovalūta, kura jau ilgu laiku ir tirgū.

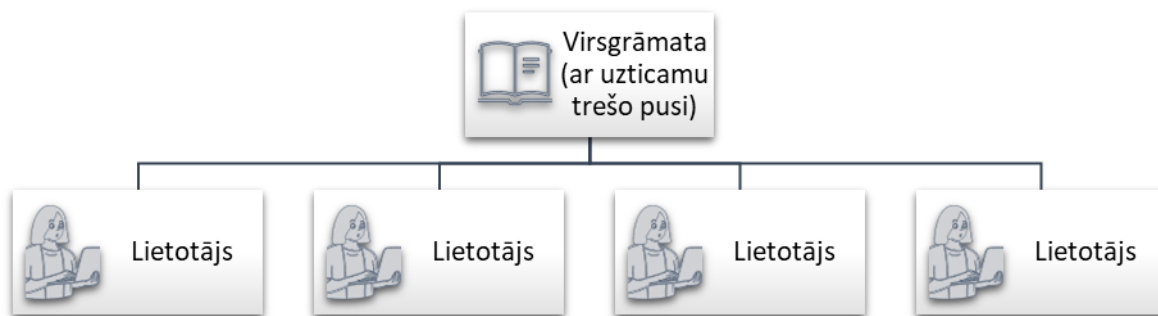
Būtisks ir arī ierobežojums, kas saistīts ar “skrāpēšanas” metodi. Šī metode ļauj iegūt ziņojumus, kuri tika publicēti noteiktajā *subreddit*, tomēr, ja kopiena ir liela un satur daudz ziņojumu, tad pastāv iespēja, ka netiks atlasīti visi ziņojumi par konkrēto periodu, jo skripta izpildes laiks ir ierobežots. Tādējādi dati tiks lejuplādēti par īsāku periodu, nekā nepieciešams.

1. BLOKĶĒDES TEHNOLOĢIJA UN TOKENU PIRMSSĀKUMI

Lai izprastu neizvietojamu tokenu būtību un uzbūvi, kā arī veidu kā tie strādā, ir nepieciešams apskatīt arī pamatu uz kā tie ir izveidoti. Tāpēc, šajā nodaļā tiks gūts priekšstats par blokķēdes tehnoloģijas galvenajām īpašībām un tās pielietošanas veidu.

Blokķēdes tehnoloģija ir tādu kriptovalūtu kā *Bitcoin* un *Ethereum* pamatā, kas nodrošina metodes informācijas ierakstīšanai un pārsūtīšanai pārredzamā, drošā un izsekojamā veidā.² Blokķēde ir caurspīdīga krātuve ar darījumu ierakstiem — datu bāze, kas tiek koplietota starp visiem tīkla mezgliem, kurus atjaunina maineri (*miners*), uzrauga visi dalībnieki, un tā nepieder nevienam un netiek kontrolēta. Tā ir kā milzīga interaktīva izklājlapa, kurai var piekļūt ikviens, atjaunināt un apstiprināt, ka digitālie darījumi, ar kuru palīdzību tiek pārskaitīti līdzekļi, ir unikāli.³

Tipiskai blokķēdei ir trīs sastāvdaļas: (1) sadalītā virsgrāmata (*distributed ledger*), kas izmanto izplatītās digitālās virsgrāmatas tehnoloģiju (DLT); (2) viedie kontakti (*smart contracts*), kas nodrošina veidu, kā izteikt darījumus, kas saglabāti izplatītajā virsgrāmatā; (3) sadalītās lietojumprogrammas (*distributed applications*), kas ir paredzētas galalietotājiem.⁴



1.1. att. Tradicionāla centralizēta virsgrāmatas tehnoloģija ar uzticamu trešo pusi

Avots: Autores veidots, izmantojot Rawat, D. B., Chaudhary, V., Doku, R. (2020.). *Blockchain Technology: Emerging Applications and Use Cases for Secure and Trustworthy Smart Systems*

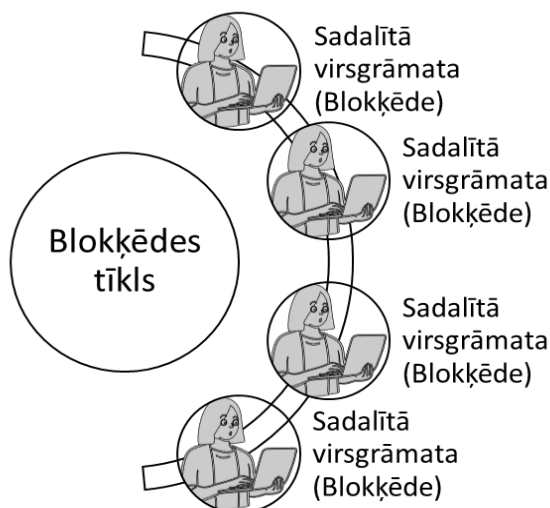
Blokķēde ir hronoloģiska bloku ķēde, kurā katru bloku var uzskatīt par virsgrāmatas lapu. Ķēde nepārtraukti pieaug, jo maineri atklāj jaunus blokus, kuri tiek pievienoti jau esošajai

² Zheng G., Gao L., Huang L., Guan J. (2021.). *Ethereum Smart Contract Development in Solidity*. Singapore: Springer, p. 8-9.

³ Swan, M. (2015.). *Blockchain. Blueprint for a New Economy*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., p. 12.

⁴ Rawat, D. B., Chaudhary, V., Doku, R. (2020.). *Blockchain Technology: Emerging Applications and Use Cases for Secure and Trustworthy Smart Systems*, available: https://www.researchgate.net/publication/346805616_Blockchain_Technology_Emerging_Applications_and_Use_Cases_for_Secure_and_Trustworthy_Smart_Systems

blokķēdei. Tradicionālajām virsgrāmatas tehnoloģijām ir nepieciešama uzticama trešā puse, piemēram, banka, kā parādīts 1.1. attēlā. Tomēr uz blokķēdi balstītā tehnoloģija darbojas vienādranga tīklā, kā parādīts 1.2. attēlā, kur nav centralizētas uzticamas trešās puses, kas nepieciešama darījumu vadīšanai. Tādējādi tiek mazinātas tādas problēmas kā dubultie tēriņi, šai sistēmai nav nepieciešams starpnieks.⁵



1.2. att. Sadalītās virsgrāmatas tehnoloģija (blokķēdes tīkls) bez uzticamās trešās puses

Avots: Autores veidots, izmantojot Rawat, D. B., Chaudhary, V., Doku, R. (2020.). *Blockchain Technology: Emerging Applications and Use Cases for Secure and Trustworthy Smart Systems*

Ir divas blokķēdes makro kategorijas: bezatļaujas (*permissionless*) un atļautas (*permissioned*) blokķēdes, tās var būt publiskas vai privātas. Atļauta blokķēde ļauj izveidot hierarhiju starp blokķēdes dalībniekiem tīklā, definējot dažāda veida atļaujas. Piemēram, katrs var izlasīt to, kas tiek saglabāts virsgrāmatā, daži dalībnieki var atjaunināt virsgrāmatu, bet citi var iegūt ekskluzīvas tiesības pārvaldīt blokķēdes protokolu, kas pārvalda blokķēdes sistēmu.⁶ Savukārt bezatļaujas blokķēdes ir daļēji decentralizētas, tās ir ļoti mērogojamas un sniedz lielāku darījumu privātumu.⁷

⁵ Rawat, D. B., Chaudhary, V., Doku, R. (2020.). *Blockchain Technology: Emerging Applications and Use Cases for Secure and Trustworthy Smart Systems*, available: https://www.researchgate.net/publication/346805616_Blockchain_Technology_Emerging_Applications_and_Use_Cases_for_Secure_and_Trustworthy_Smart_Systems

⁶ Massarotto, G. (2022.). *Using Blockchain-Based Smart Contracts to Enforce the Antitrust Consent*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4016740

⁷ Sajana, P., Sindhu, M., Sethumadhavan, M. (2018.). *On Blockchain Applications: Hyperledger Fabric and Ethereum*. International Journal of Pure and Applied Mathematics, Vol. 118 No. 18, 2965-2970

Blokķēdei ir sekojošas īpašības: (1) decentralizētība - pakalpojums vai lietojumprogramma ir izvietota tīklā un nevienam centralizētam serverim nav absolūta kontrole pār datiem un kodu, viena vai vairāku serveru avārija nespēs ietekmēt lietojumprogrammu vai pakalpojumu; (2) izplatība - katrs tīkla serveris vai mezgls savieno viens otru, izmantojot P2P protokolu; (3) datu bāzei katrā mezglā ir vairākas kopijas, lai lietotājs varētu tai piekļūt jebkurā laikā. (4) katram mezglam ir uzskaites sistēma, kuras pamatā ir viena un tā pati publiskā datu krātuve, kurā ir ierakstīta informācija par visām tīkla transakcijām.^{8,9}

(5) Uzticamība – jaunu informāciju blokķēdes virsgrāmatai var pievienot tikai tad, kad lielākā daļa tīkla dalībnieku sniedza savu apstiprinājumu pēc tam, kad saņēma pierādījumus, ka nosūtītā informācija ir patiesa. Informācijas autentifikācija tiek veikta īsos laika intervālos un atjauninātā informācija tiek pievienota blokķēdes virsgrāmatai un ir pieejama visām iesaistītajām pusēm. (6) Nemainība un caurspīdīgums – informāciju var pievienot iepriekšējiem datiem un ievadīt tikai vienu reizi, to nevar mainīt vai pazaudēt, nodrošinot nezaudējamu vēsturisku ierakstu, kas kļūst pastāvīgs sistēmā. Šādi tiek nodrošināta pārskatāmība, jo tiek atspoguļotas visas izmaiņas virsgrāmatā, kā arī to var pārbaudīt jebkura puse.¹⁰

(7) Būtiski uzlabojumi – turklāt, bet ne vienmēr, blokķēde var radīt ievērojamus ietaupījumus un sniegt lielāku ātrumu, pārskaitot naudu vai citus aktīvus, jo darījumi ir iespējami 24/7 un nav nepieciešams starpnieks, kas strādā “ierastajā” darba laikā, kā arī netiek maksātas komisijas, lai pārbaudītu ierakstu patiesumu.¹¹

Bloki tiek pievienoti ķēdei *Bitcoin* ieguves procesā. Ieguves process saistīts ar sarežģītu skaitļošanas uzdevumu risināšanu, kurā mainerus stimulē piedalīties samaksa un kriptovalūtu balvas. Lai atrisinātu šīs mīklas, maineriem ir nepieciešama skaitļošanas jauda, kas tiek mērīta ar *hashrate*, kas ir ātrums, ar kādu dators var pabeigt darbību *Bitcoin* kodā jeb datu apstrādes ātrums kriptovalūtas ieguves procesā. *Hashrate* palielinoties vai samazinoties, pamatā esošais *Bitcoin* algoritms pielāgo ieguves grūtības, lai *Bitcoin* piegāde notiktu pa iepriekš noteiktu ceļu. Jaunas

⁸ Zheng G., Gao L., Huang L., Guan J. (2021.). *Ethereum Smart Contract Development in Solidity*. Singapore: Springer, p. 8-9.

⁹ Polvora, A. (2019.). *Blockchain Now and Tomorrow: Assessing Multidimensional Impacts of Distributed Ledger Technologies*. Luxembourg: Publications Office of the European Union, p. 16-18

¹⁰ Sarmah, S. S., (2018.). *Understanding Blockchain Technology*. Computer Science and Engineering, Vol. 8(2), p. 23-29

¹¹ Makridakis, S., Christodoulou, K. (2019.). *Blockchain: Current Challenges and Future Prospects/Applications*, available: <https://www.mdpi.com/1999-5903/11/12/258>

monētas (*coins*) tiek ģenerētas aptuveni ik pēc 10 minūtēm neatkarīgi no pašreizējā cenas, kas nozīmē, ka *Bitcoin* piedāvājums ir neelastīgs un atkarīgs no laika.¹²

Katram lietotājam pieder privātās (*private key*) un publiskās (*public key*) atslēgas pāris. Privātā atslēga, kas jāglabā konfidenciali, ir nepieciešama, lai parakstītu darījumus. Digitāli parakstītie darījumi tiek pārraidīti visā tīklā. Tipisks digitālais paraksts ir saistīts ar divām fāzēm: parakstīšanas fāzi un verifikācijas fāzi. Piemēram, lietotājs Alise vēlas nosūtīt lietotājam Bobam ziņojumu. (1) Parakstīšanas fāzē, Alise šifrē viņas datus ar viņas privāto atslēgu un nosūta Bobam šifrēto rezultātu un oriģinālos datus. (2) Pārbaudes posmā Bobs apstiprina vērtību, izmantojot Alises publisko atslēgu. Tādā veidā, Bobs varēja viegli pārbaudīt, vai dati ir bojāti.¹³

Darba apliecinājums (*proof-of-work*) vai PoW ir oriģināls konsensa (*consensus*) algoritms blokķēdes tīklos, kur lietotāji nosūta digitālos tokenus viens otram, pārbauda darījumus un izveido jaunus ķēdes blokus. Šajā algoritmā piedalās visi maineri rūpīgi apstiprinot darījumus tīklā, lai saņemtu atlīdzību. Visus pārbaudītos darījumus tīklā sadalītā virsgrāmata apkopo blokos un attiecīgi sakārto. Šo procesu sauc par ieguvu. Darba apliecinājums ir protokols, kas novērš kiberdraudus, kuru mērķis ir iztērēt datora resursus, nosūtot daudzus nepatiesus pieprasījumus.¹⁴ Rezumējot – PoW ir kriptogrāfisks zināšanu pierādījums, kurā viena puse pierāda citiem, ka ir ieguldīts zināms piepūles apjoms kādam skaitļošanas uzdevumam. Galvenā PoW koncepcijas iezīme – neatkarīgas puses var pārbaudīt šos izdevumus ar minimālu piepūli.¹⁵

Likmes apliecinājums (*proof-of-stake*) vai PoS ir vēl viens konsensa algoritms, kam ir tāds pats motīvs kā PoW, izņemot darījumu apstiprināšanu izplatītajā tīklā. Likme ir valūtas summa, kas ir bloķēta uz noteiktu laiku. Atšķirībā no darba apliecinājuma, par apstiprināšanu netiek piedāvāta atlīdzība kriptovalūtā, tā vietā maineri kā atlīdzību saņem transakcijas maksu par paveikto uzdevumu.¹⁶ Šajā sistēmā kriptovalūtu īpašnieki var kā likmes izmantot savas monētas un tādējādi iegūt tiesības apstrādāt jaunus darījumu blokus. Tā kā PoS neietver sarežģītu

¹² Kjærland, F., Khazal, A., Krogstad, E., Nordstrøm, F., Oust, A. (2018). *An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics*. Journal of Risk and Financial Management, available: <https://www.mdpi.com/1911-8074/11/4/63>

¹³ Zheng, Z., Dai, H. N., Xie, S. (2017). *An Overview of Blockchain Technology: Architecture, Consensus, and Future Trends*. 6th IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress).

¹⁴ Sheikh, H., Azmathullah, R. M., Rizwan, F. (2018). *Proof-of-Work Vs Proof-of-Stake: A Comparative Analysis and an Approach to Blockchain Consensus Mechanism*. International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), Volume 6 Issue XII.

¹⁵ Milunovich, G. (2021.). *Assessing the Connectedness between Proof of Work and Proof of Stake/Other Digital Coins*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3970813

¹⁶ Sheikh, H., Azmathullah, R. M., Rizwan, F. (2018). *Proof-of-Work Vs Proof-of-Stake: A Comparative Analysis and an Approach to Blockchain Consensus Mechanism*. International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), Volume 6 Issue XII.

matemātisko problēmu risināšanu, tas ir vairāk energoefektīvs nekā PoW, un tas ir viegli paplašināms, lai pielāgotos liela darījumu apjomam.¹⁷

Bitcoin parādīšanās deva izstrādātājiem iespēju izpētīt dažādu veidu kriptovalūtas. Tomēr *Ethereum* kodētājiem sniedza pilnīgi jaunu tehnoloģisko iespēju viegli izveidot jaunas kriptovalūtas, kas pazīstamas kā tokeni (*tokens*), uz savas blokkēdes pamata. Mūsdienās ir desmitiem tūkstošu kriptovalūtu, galvenokārt pateicoties *Ethereum*. *Ethereum* tīkls izraisīja jēdziena “tokens” izplatību, izmantojot sākotnējos monētu piedāvājumus (*initial coin offering*), kas ļauj projektam palielināt līdzekļus un apmaiņā dod investoriem tokenus.¹⁸

Pastāv atšķirības starp monētām un tokeniem. Monētas var tikt definētas kā bāzes valūta. Kad tīkls, piemēram, *Bitcoin*, ietver valūtu kā programmatūras neatņemamu sastāvdaļu, tad šajā gadījumā *Bitcoin* valūta ir monēta. Kā zināms, *Bitcoin* tika izveidots primāri naudas apmaiņai un uzglabāšanai. *Ethereum* platformā arī ir iebūvēta valūta *Ether* un tāpēc tā ir monēta. Tas attiecas arī uz citām platformām, kas iegūtas no *Bitcoin*, piemēram, *Litecoin* vai *Monero*. Monētas tiek izmantotas arī, lai stimulētu labu uzvedību un nodrošinātu platformas drošību. Savukārt, tokenus var raksturot kā vienības, kas uzbūvētas uz viena no šiem bāzes tīkliem kā sekundāra funkcija. Tas ir veids, kā izmantot robustas un iedibinātas blokkēdes tīkla priekšrocības, lai izveidotu jaunus digitālos aktīvus. Nav jāpārlicina lietotāji, lai viņi pievienotos jaunam tīklam vai palaistu jaunu programmatūru. Tokeni darbojas un ir nodrošināti ar esošo tīklu.¹⁹

Tokena izveide ļauj izstrādātājiem izveidot kriptovalūtu *Ethereum* tīklā. Tas ļauj ikvienam izdot aktīvus blokkēdē, izmantojot vienu no visplašāk pazīstamiem kriptovalūtu protokoliem. *Ethereum* ERC-20 standarts ir atsauces ieviešana blokkēdes tīklā, paverot ceļu, lai tokeniem būtu rekvizīti, kas ļauj tos izmantot dažādās biržās, makos (*wallets*) un citos blokkēdes pakalpojumos. Ir arī citas blokkēdes platformas tokenu izdošanai, tomēr ERC-20 aktīva izdošana *Ethereum* ir viens no vienkāršākajiem un drošākajiem veidiem, kā šodien izveidot kriptovalūtu. Blokkēdei un kriptovalūtai ir spēja reprezentēt kaut ko vērtīgu reālajā pasaulē, ja vien to var pareizi piesaistīt reālās pasaules aktīviem.²⁰

¹⁷ Milunovich, G. (2021.). *Assessing the Connectedness between Proof of Work and Proof of Stake/Other Digital Coins*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3970813

¹⁸ Lantz L., Cawrey D. (2020). *Mastering Blockchain. Unlocking the Power of Cryptocurrencies and Smart Contracts*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., p. 103.

¹⁹ Yano, M., Dai, C., Masuda K., Kishimoto Y. (2020.). *Blockchain and Crypto Currency. Building a High Quality Marketplace for Crypto Data*. Singapore: Springer Open, p. 81-82.

²⁰ Lantz L., Cawrey D. (2020). *Mastering Blockchain. Unlocking the Power of Cryptocurrencies and Smart Contracts*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., p. 105.

ERC-20 standarts tika izveidots 2015. gada beigās, lai izmantotu kopīgu saskarni aizvietojamajiem tokeniem. Lai viedais līgums būtu savietojams, ir jāievieš funkciju kopa, kurā ir norādīti tikai paraksti, bet ne implementācijas. Viedā līguma baitkodā (*bytecode*) šos parakstus var identificēt pēc to ieejas punktiem, kas atzīmēti ar pirmajiem 4 baitiem no *Keccak hashes*²¹ augsta līmeņa funkcijas paraksta. Tādējādi ar ERC-20 saderīgi līgumi var tikt identificēti, izmantojot atbilstošo ieejas punktu *hashes* izvietoto kontraktu baitkodus. Lai nosūtītu tokenus no adreses A uz adresi B, adreses A īpašnieks nosūta transakciju uz tokena kontraktu X, izsaucot tā pārsūtīšanas funkciju. Ja darījums izdodas, abu adrešu atlikums tiks aktualizēts kontrakta ietvaros. Tā kā atlikumus var ietekmēt arī citas iekļautās funkcijas, ERC-20 standarts iesaka emitēt pārsūtīšanas notikumu ikreiz, kad ir notikusi tokena pārsūtīšana. ERC-20 dizaina nepilnības tiek novērstas ar priekšlikumiem ERC-223, ERC-667 un ERC-777.^{22,23}

Ethereum inovācijas pamatā ir *Ethereum* virtuālā mašīna (EVM), kas ir atbildīga par to, lai izstrādātāji varētu palaist jebkuru programmu ar jebkuru programmēšanas valodu. EVM ir vienkāršojusi un padarījusi efektīvāku blokķēdes lietojumprogrammu izveidi, līdz ar to izstrādātājiem nav jāveido pilnībā oriģinālā blokķēde katrai jaunai lietojumprogrammai.²⁴

EVM ir atbildīga par viedo līgumu izpildi. Tā ir vienkārša *stack*²⁵ mašīna, kas nolasa baitu kodu, kas sastādīts no augstāka līmeņa valodas. *Stack* ir 1024 maksimālais dziļums, kas tiek glabāts atmiņā. Kompilētais viedais līgums sastāv no operāciju kodu sekvences un datiem, kas veido EVM instrukcijas un statiskām datu vērtībām, kuras jāizmanto izpildes laikā. EVM nolasa baitu kodu, palielinot programmas skaitītāju, visi *Ethereum* operāciju kodi ir 1 baitu gari. Noteikti operācijas kodi, tostarp PUSH, JUMP un JUMPI, ir nepieciešami, lai rādītājs tiktu palielināts par vairāk nekā 1, un tiem ir noteikti ierobežojumi. Jebkurš cits operāciju kods tiek uzskatīts par izņēmumu un iemeslu tam, ka līguma izpilde neizdosies.^{26, 27}

²¹ *Keccak* ir daudzpusīga kriptogrāfijas funkcija. Vislabāk pazīstama kā *hash* funkcija, tomēr to var izmantot arī autentifikācijai, autentificētai šifrēšanai un pseido-gadījuma skaitļu ģenerēšanai. Tās struktūra līdzinās sūkļa konstrukcijai, bet iekšēji tā izmanto novatorisko *Keccak-f* kriptogrāfisko permutāciju.

²² Victor, F., Lunders, B. K. (2019). *Measuring Ethereum-Based ERC20 Token Networks*. Financial Cryptography and Data Security, Lecture Notes in Computer Science, vol. 11598, Springer, Cham.

²³ Bertoni, G. Daemen, J., Hoffert, S., et al. (2008.). *Team Keccak*, available: <https://keccak.team/keccak.html> (skatīts 20.04.2022)

²⁴ Torres A. J. (2021.). *Blockchain Technology & The Cryptocurrency Revolution*. Independently published, p. 59.

²⁵ Datorzinātnē *stack* ir abstrakts datu tips, kas kalpo kā elementu kopums ar divām galvenajām operācijām: (1) *push*, kas kolekcijai pievieno elementu un (2) *pop*, kas noņem pēdējo pievienoto elementu, kas vēl nav noņemts.

²⁶ Software-artifact Infrastructure Repository, available: <https://sir.csc.ncsu.edu/portal/bios/Stack.php> (skatīts 22.04.2022)

²⁷ Norvill, R., State, R., Pontiveros, B. B. F., Cullen, A. J. (2018.). *Visual Emulation for Ethereum's Virtual Machine*. NOMS 2018 - 2018 IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium, available: https://www.researchgate.net/publication/326280155_Visual_emulation_for_Ethereum%27s_virtual_machine

Blokķēde ir neaizvietojamu tokenu (*non-fungible tokens*, turpmāk tekstā – NFT) procesa pamatā, nodrošinot decentralizētu procesu un garantējot unikālu NFT īpašumu. Katrs NFT atrodas uz bloka, kas atgādina digitālo krātuvi, kas ir apdrošināts, izmantojot matemātiskus kriptogrāfiskus algoritmus, un pārbaudīts, izmantojot blokķēdes procesu.²⁸

Visiem aizvietojamajiem tokeniem ir viena un tā pati vērtība un tie ir savstarpēji aizvietojami, savukārt neaizvietojami tokeni pārstāv kaut ko nesalīdzināmu. Aizvietojamu aktīvu piemēri ir tādas valūtas kā ASV dolārs. Viens dolārs ir viens dolārs, vai tas pastāv fiziskā formā kā monētas vai rēķins, vai digitāli bankas kontā, vai kā cits finanšu pakalpojums. Lielākā daļa kriptovalūtu, piemēram, *Bitcoin*, *Ether* un ERC-20 aktīvi ir arī aizstājami. Tādi priekšmeti kā automašīnas vai mājas nav aizstājami - katrs no tiem nav apmaināms pret jebkuru citu nejausi izvēlētu automašīnu vai māju.²⁹

1.1. Neaizvietojamie tokeni

Nozīmīga mūsdienu finanšu tirgus sastāvdaļa ir neaizvietojamie tokeni, kas sniedz iespēju ieguldīt naudas līdzekļus dažādos digitālos aktīvos – mākslas darbos, mūzikā, spēlēs u.c., tādējādi ļaujot ieguldītājam kļūt par neatkarīgu aktīva īpašnieku. Šajā nodaļā tiks apskatīts NFT jēdziens, atšķirība no aizvietojamajiem tokeniem, kā arī to pielietojums reālajā dzīvē.

Tokeni ir plaši izmantota metode, lai definētu priekšmeta valdījumu vai tiesības uz pakalpojumu. Īpašuma sertifikāti tiek izmantoti, lai pierādītu, ka aktīvi, piemēram, nekustamais īpašums, pieder to likumīgajam īpašniekam. Citi dokumenti, piemēram, diplomu, var kalpot par tokeniem, kas apliecina, ka to īpašnieki sekmīgi ieguvuši nepieciešamo prasmju kopumu. Šis jēdziens tika paplašināts arī attiecībā uz digitālo pasauli – digitālais tokens arvien vairāk tiek izmantots daudzās lietojumprogrammās.³⁰

Neaizvietojamie tokeni ir unikāli un nedalāmi uz blokķēdi balstīti tokeni, kas tika ieviesti 2017. gada beigās. Lai gan NFT tiek izmantoti, piemēram, sākotnējā monētu piedāvājumā, to potenciāls joprojām paliek neskaidrs.³¹

²⁸ Wilson K.B., Karg A., Ghaderi H. (2021). *Prospecting non-fungible tokens in the digital economy: Stakeholders and ecosystem, risk and opportunity*, Business Horizons, available: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.10.007>

²⁹ Lantz L., Cawrey D. (2020). *Mastering Blockchain. Unlocking the Power of Cryptocurrencies and Smart Contracts*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., p. 105.

³⁰ Martinod N., Homayounfar, K., Lazzarotto, D., Upenik, E., Ebrahimi, T. (2021). *Towards a secure and trustworthy imaging with non-fungible tokens*, available: <https://infoscience.epfl.ch/record/288673>

³¹ Dowling, M. (2021). *Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies?* Finance Research Letters. Vol.42., available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1544612321001781?via%3Dihub>

Martinod, Homayounfar, Lazzarotto, Upenik un Ebrahimi NFT definē citādāk: “Neaizvietojami tokeni tiek izmantoti, lai noteiktu digitālo aktīvu īpašumtiesības. Lai gan neaizvietojamiem tokeniem ir potenciāls revolucionizēt digitālo aktīvu īpašumtiesību un turēšanas pamatus, tie saskaras arī ar dažādām uzticības, drošības, kā arī juridisko seku un pat sabiedrības pieņemšanas problēmām.”³²

Neaizvietojamie tokeni var būt digitāli vai fiziski. Piemēri no analogās pasaules ietver nozīmīgus mākslas vai vēstures priekšmetus, vai retas tirdzniecības kartes, kurām visām ir sena tirdzniecības vēsture izsolēs un citos tirgos. Digitālajā pasaulē līdz šim ir bijis grūti tirgot un izsolīt neaizvietojamās preces, jo to autentiskumu bija grūti pārbaudīt, tomēr tagad neaizvietojamie tokeni paver ceļu unikālu vērtību digitalizācijai un tirdzniecībai internetā.³³

Pastāv virkne īpašību, kuras piemīt NFT ekosistēmai: (1) ierobežots piedāvājums — NFT tiek izdots ierobežotā skaitā, tāpēc nevar iegūt emitēto NFT plūsmu ar tādu pašu vērtību piedāvājumu. (2) Nesavietojamība — apzīmē unikālu vienību savā ekosistēmā. Nevar būt vienības identiska reprezentācija līdzīgas vides ietvaros. (3) Neiznīcināmība — tehnoloģija, kas veido NFT, uzlabo to būtību piemērojot tiem nemainīgumu. Visi metadati, kas tiek saglabāti, izmantojot viedos kontraktus blokķēdē nevar tikt replicēti, izņemti vai iznīcināti. (4) Pārbaudāmība – nodrošina izsekojamību virsgrāmatā, jo visi darījumi ir vēsturiski reģistrēti un glabājas datu blokos. Šī īpašība ļauj jebkuru NFT, kas pievienots mākslas darbam, izsekot līdz tā sākotnējam veidotājam, novēršot vajadzību pēc trešās puses autentifikācijas.³⁴

NFT frakcionēšana (*fractionalization*) investoriem ļauj iegādāties NFT daļu. Tādējādi tā ir iespēja iegūt dārgu un pazīstamu NFT ar augstu absolūtās cenas līmeni. Piemēram, 2021. gada martā *Christie's* izsolē mūsdienu mākslinieka M. Vinkelmaņa (*M. Winkelmann*), kurš ir pazīstams arī kā *Beeple*, NFT tika pārdots par 69 miljoniem dolāriem — šāda izsoles cena nav pieejama privātajiem investoriem, faniem un mazajiem kolekcionāriem. Frakcionēšana nodrošina arī lielāku diversifikācijas potenciālu – NFT daļa var tādējādi uzlabo portfeļa efektivitāti.³⁵

³² Martinod N., Homayounfar, K., Lazzarotto, D., Upenik, E., Ebrahimi, T. (2021). *Towards a secure and trustworthy imaging with non-fungible tokens*, available: <https://infoscience.epfl.ch/record/288673>.

³³ Ante, L. (2021). *The non-fungible token (NFT) market and its relationship with Bitcoin and Ethereum*. BRL Working Paper Series No. 20, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3861106

³⁴ Popescu, A. D. (2021.). *Non-Fungible Tokens (NFT) – Innovation beyond the craze*. 5 th International Conference on Innovation in Business, Economics & Marketing research (IBEM-2021).

³⁵ Mazur, M. (2021). *Non-Fungible Tokens (NFT). The Analysis of Risk and Return*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3953535&download=yes

Frakcionētus NFT var tirgot ar dažādiem decentralizētas apmaiņas pakalpojumu sniedzējiem, paverot iespēju lielākam lietotāju kopumam. Cenu veidošanās struktūru šādā kontekstā var definēt pēc visu daļu cenu kopsummas konkrētajam NFT.³⁶

Mākslas darbu var veidot kā NFT, tomēr, kad tas ir sadalīts vairākās daļās, katra no tām var tik reprezentēta kā aizvietojamais tokens, tas ir, tokens, kas ir pilnīgi aizvietojami ar citām tā paša NFT daļām. Tāpat NFT var sadalīt vairākos NFT ar atšķirīgām īpašībām, kā arī ar dažādiem vērtējumiem, līdz ar to tie paliek neaizvietojami. Piemēram, kolekcionārs, iespējams, ir gatavs maksāt vairāk par Monas Lizas lūpu šķembu nekā par fona ainavas daļiņām no tās pašas gleznas. Jebkurā gadījumā, daudziem dažādiem kolekcionāriem tagad var piederēt tieši tā paša mākslas darba daļiņas – iespēja, kāda nekad agrāk vēsturē nav bijusi.³⁷

Konceptuāli NFT var tirgot tāpat kā jebkurus finanšu aktīvus platformās, kuru pamatā ir blokķēde. Lai gan NFT tirgos nav pieejams zemu vai augstu cenu aprēķins, ikviens var pārskatīt vēsturiskos darījumus ar noteiktu NFT, tostarp, piedāvājumus, pārdošanas cenas, tirdzniecības datumus, īpašnieku maiņu vai pat informāciju par darījumos iesaistītajām pusēm. Šādi izsekojamie ieraksti ievērojami samazina pūles un izmaksas, lai pārbaudītu, vai NFT ir dublikāts, vai oriģināls.³⁸

Kad kāds iegādājas NFT, viņš iegādājas metadatu failu, tāpat kā NFT, tas arī ir nododams. Tāpēc, daudzi salīdzina NFT ar parakstītu darba kopiju. Tas ir neprecīzs apgalvojums, jo NFT nav kopija – tā drīzāk ir parakstīta darba kvīts, kur īpašumtiesības nav uz pašu darbu, bet gan uz kvīti.³⁹

NFT parasti tirgo divos veidos – ar fiksētām cenām un izsolē. Fiksētās cenas veidošanā pārdevējs fiksē tokena cenu uz noteiktu laika periodu, parasti no 7 līdz 180 dienām. Ieinteresētais pircējs var tieši iegādāties NFT, pārskaitot noteikto cenu dolāros vai ekvivalentu kriptovalūtā. Gadījumā, ja pircējam šķiet, ka digitālo aktīvu cena ir pārvērtēta, tad pircējs var piedāvāt cenu, kas ir zemāka par fiksēto summu. Tomēr pārdevējam nav pienākuma pārdot aktīvus par zemāku cenu,

³⁶ Popescu, A. D. (2021.). *Non-Fungible Tokens (NFT) – Innovation beyond the craze*. 5 th International Conference on Innovation in Business, Economics & Marketing research (IBEM-2021).

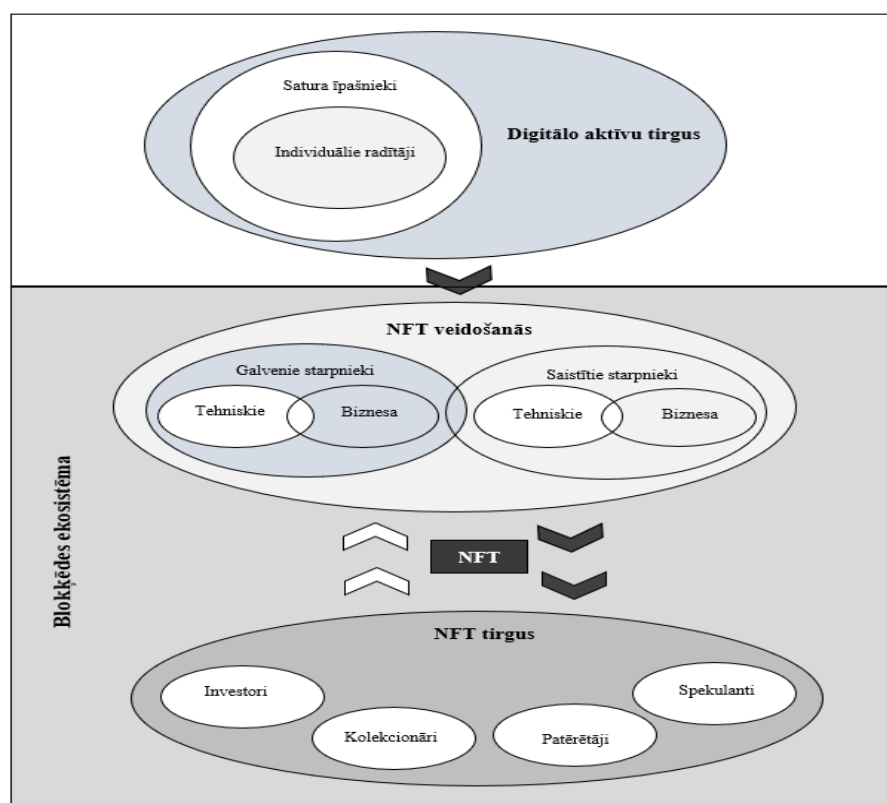
³⁷ Mazur, M. (2021). *Non-Fungible Tokens (NFT). The Analysis of Risk and Return*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3953535&download=yes

³⁸ Kong, D. R., Lin, T. C. (2021). *Alternative Investments in the Fintech Era: The Risk and Return of Non-fungible Token (NFT)*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3914085

³⁹ Guadamuz, A. (2021.). *The treachery of images: non-fungible tokens and copyright*. Journal of Intellectual Property Law & Practice, Vol. 16, Issue 12, p. 1367–1385.

viņš var gaidīt, līdz beidzas termiņš vai tiks saņemts jauns piedāvājums no cita potenciālā pircēja ar augstāku piedāvāto cenu. Izsoles var būt dažāda veida atkarībā no platformas, kurā tās notiek.⁴⁰

NFT ekosistēmā ietilpst dažādas ieinteresētās personas, tostarp digitālo NFT veidotāji (individuālie satura veidotāji), organizācijas un uzņēmumi, kuriem pieder intelektuāla satura īpašuma tiesības, preču zīmes vai autortiesības, kas var tikt pārdotas neaizvietojoamo tokenu tirgū. NFT biznesa un/vai tehnisko iespēju galvenie starpnieki ir nepieciešamie infrastruktūras, drošības un politikas elementi, kā laikā starpnieki ietver nesaistītas struktūras, tostarp *fintech* uzņēmumus, saistītos tehniskos speciālistus un papildus juridiskās un uzņēmējdarbības vienības, kas atbalsta NFT tirgus pakalpojumu sniedzējus. Pēdējā ieinteresēto personu grupa sastāv no neaizvietojoamo tokenu tirgiem un ietver patērētājus, kolekcionārus, investorus un spekulantus.⁴¹



1.1.1. att. NFT ekosistēmas koncepcija

Avots: Autores veidots, izmantojot Wilson, K. B., Karg, A., Ghaderi, H. (2021.). *Prospecting non-fungible tokens in the digital economy: Stakeholders and ecosystem, risk and opportunity*.

⁴⁰ Mukhopadhyay, M., Ghosh, K. (2021.). *Market Microstructure of Non Fungible Tokens*. Five Shades of Emerging Business Cases, Eliva Press, ISBN: 978-1-63648-395-5

⁴¹ Wilson K.B., Karg A., Ghaderi H. (2021). *Prospecting non-fungible tokens in the digital economy: Stakeholders and ecosystem, risk and opportunity*, Business Horizons, available: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.10.007>

1.1.1. attēlā ir sniegta augsta līmeņa attiecību koncepcija starp dažādām ieinteresētajām personām un struktūrām ekosistēmā. Satura veidotāji iniciē saturu, tāpat atsevišķi veidotāji var būt arī par satura īpašniekiem. NFT satura veidotāji un satura īpašnieki var pārstāvēt divus atsevišķus savstarpēji saistītus dalībniekus, tāpēc sākotnējā satura veidotājs un satura īpašnieks var būt viena un tā pati persona. Taču, ja veidotāji un īpašnieki ir atsevišķi dalībnieki, tad satura veidotāji visticamāk ir summēta relāciju klase. Pirms NFT sasniedz patērētājus, ir nepieciešami starpnieki. Viņi ir nepieciešami NFT pārdošanas un maiņas procesā, lai tas tiktu pārbaudīts un pabeigts. Ir divas klases – galvenie un saistītie starpnieki, pamatojoties uz starpnieku lomas tuvumu. Galvenie starpnieki ir nepieciešami pastāvīgai blokķēdes verifikācijai un uzglabāšanai, vai NFT infrastruktūras nodrošināšanai, piemēram, tehniskajai ievadei un drošībai, lai garantētu NFT faktisko pastāvēšanu, uzturēšanu un pastāvīgu dzīvotspēju. Tiklīdz NFT tiek radīti un padarīti pieejami patērētājiem, saistītie starpnieki, piemēram, uzņēmumi un apmaiņas tirgus platformas, figurē šajā posmā, kā arī pastāvīgi atbalsta pēcpārdošanas un tālākpārdošanas darbības. Saistītie starpnieki iekļauj arī juridiskos, grāmatvedības un nodokļu speciālistus. Patērētāji var iegādāties, tirgot, izstādīt un ieguldīt, vai spekulēt NFT.⁴²

Blokķēdes tehnoloģijas pamatā esošo īpašību izmantošana, maina interneta aktīvu vērtību mākslas un satura radīšanas sektoros. Šī nozare ir cīnījies ilgu laiku, jo jebkura veida dati, kas tiek uzrādīti internetā, var tikt kopēti un manipulēti, ar ļoti zemu iespēju tos monetizēt. Šajā kontekstā dzīvotspējīga biznesa izveide, īpaši digitālajiem māksliniekiem, bija apgrūtināša, jo īpašumtiesību jēdzienu šādā vidē ir grūti sasniegt. Jauna satura ekonomika aug un izmanto priekšrocības, ka radītājiem ir iespēja ierobežot īpašumtiesības no sava satura platformās, kuras viņi izmanto publicēšanai. Šāds domāšanas veids kļūst ļoti pievilcīgs, jo īpašumtiesības tagad var tikt ietvertas saturā pašas par sevi. Šī jaunā digitālā honorāru sistēma ir ļoti spēcīga pēc būtības un garantē automātisku līdzekļu sadales procesu katram jaunam pārdošanas darījumam. Procentuāla darījuma daļas maksa tiks nekavējoties pārskaitīta uz veidotāja adresi, kas ir kodēta tokena metadatos, un šo procesu nevar mainīt vai ietekmēt.⁴³

Bamakan, Nezhadsistani, Bodaghi un Qu savā pētījumā piedāvā uz NFT balstītu patentu sistēmu, kura var veicināt uzticamu informācijas apmaiņu starp birojiem un patentu īpašniekiem

⁴² Wilson K.B., Karg A., Ghaderi H. (2021). *Prospecting non-fungible tokens in the digital economy: Stakeholders and ecosystem, risk and opportunity*, Business Horizons, available: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.10.007>

⁴³ Popescu, A. D. (2021.). *Non-Fungible Tokens (NFT) – Innovation beyond the craze*. 5 th International Conference on Innovation in Business, Economics & Marketing research (IBEM-2021).

visā pasaulē, samazinot eksaminētāju slogu un, iespējams, pat paātrinot saskaņošanas procesu. Patentiem, kuru pamatā ir NFT, ir arī papildu caurspīdīgums un arhivēšanas atribūti.⁴⁴

Tāpat, ir pamats uzskatīt, ka ir iespējams iekodēt jebkāda veida vienošanos viedajā līgumā. Ja licence tiek uztverta kā juridisks dokuments, kas ļauj lietotājam veikt darbības, kuras citādi ierobežo autortiesības, tad to var panākt arī ar NFT.⁴⁵

Daudzi autori uzskata, ka neaizvietojamie tokeni nākotnē veicinās satura ekonomiku, piešķirot tā veidotājiem īpašumtiesības, kas ļaus tiem saņemt autoratlīdzību “pa tiešo” no pircēja, izvairoties no starpnieku komisijas maksām. Tāpat tiek paredzēts, ka šie digitālie aktīvi palīdzēs samazināt plaģiātismu un pirātismu, lai gan vēl joprojām pastāv neatrisināti kompleksie juridiskie jautājumi un riski, kurus NFT var veicināt.

1.2.Kriptoalūtu cenu veidošanās

Līdz šim dažādi autori savos pētījumos mēģināja noteikt faktorus, kuri ietekmē kriptoalūtu cenu veidošanos. Tā kā *Bitcoin* ir viena no ienesīgākajām un populārākajām kriptoalūtām, tad zinātniskās publikācijas visvairāk koncentrējās tieši uz šo kriptoalūtu. Šajā apakšnodaļā tiks apskatītas svarīgākās atziņas, ko šie pētnieki ir ieguvuši analīzes gaitā, jo pēc autores domām, šie koncepti būtu piemērojami arī digitālo aktīvu pētījumos.

Autori *Kjærland, Khazal, Krogstad, Nordstrøm* un *Oust*, nonāca pie secinājuma, ka tehnoloģisko faktoru *hashrate* nevajadzētu iekļaut modelētās cenas dinamikā, jo tas neietekmē *Bitcoin* piedāvājumu. Kad pieaug gan optimisms finanšu tirgos, gan uzmanība pret *Bitcoin*, palielinās investoru vēlme piešķirt līdzekļus riskantākiem aktīviem, tādiem kā, *Bitcoin*.⁴⁶

Lansky pētījuma ietvaros izveidoja datubāzi ar kriptoalūtu cenām un analizēja kriptoalūtas pēc to pastāvēšanas ilguma, lielākajiem cenu kritumiem un lielākā kriptoalūtu cenu pieauguma. Lielākā problēma, ko konstatēja pētnieks ir kriptoalūtas sākotnējā cena. Pirmā kriptoalūta – *Bitcoin* – sākās bez jebkādas vērtības, un tās cena pieauga pieaugot lietotāju skaitam. Kad jaunas kriptoalūtas tiek izveidotas, tām ir cena, kuru mākslīgi iestatījuši to autori, tāpēc ļoti bieži ir vērojams straujš cenu pieaugums vai kritums.⁴⁷

⁴⁴ Bamakan, S. M. H., Nezhadsistani, N., Bodaghi, O., Qu, Q. (2022). *Patents and intellectual property assets as non-fungible tokens; key technologies and challenges*. Scientific Reports, Vol. 12, available: <https://www.nature.com/articles/s41598-022-05920-6>

⁴⁵ Guadamuz, A. (2021.). *The treachery of images: non-fungible tokens and copyright*. Journal of Intellectual Property Law & Practice, Vol. 16, Issue 12, p. 1367–1385.

⁴⁶ Kjærland, F., Khazal, A., Krogstad, E., Nordstrøm, F., Oust, A. (2018). *An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics*. Journal of Risk and Financial Management, available: <https://www.mdpi.com/1911-8074/11/4/63>

⁴⁷ Lansky, J. (2016). *Analysis of Cryptocurrencies Price Development*. Acta Informatica Pragensia, Vol. 05, No. 03.

Citi autori, tādi kā *Sovbetov*, bieži pēta sakarības starp kriptovalūtu cenām un akciju tirgus cenām, tirdzniecības apjomu un volatilitāti, tādējādi konstatējot, ka *Bitcoin* un *Ethereum* atsaucība pret tirgu ir daudz jūtīgāka īstermiņā, nekā ilgtermiņā. Savukārt ilgtermiņā kā viens no svarīgākajiem faktoriem cenas veidošanā ir kriptovalūtas pievilcība.⁴⁸ Savukārt, *Deniz* un *Teker* analizēja mijiedarbību starp *Bitcoin*, *Ethereum*, *Ripple*, zelta un naftas slēgšanas cenām izmantojot VAR analīzi. Pētnieki noskaidroja, ka starp *Bitcoin*, *Ethereum*, *Ripple*, zeltu un naftu nebija būtiskas mijiedarbības. Šāds rezultāts var būt noderīgs, lai investori apsvērtu iespēju diversificēt savu portfeli, jo kriptovalūtas var kļūt par alternatīvu ieguldījumu instrumentu.⁴⁹

Pie līdzīga rezultāta nonāca arī *Liu* un *Tsyvinski*, kuri pārbaudīja, vai *Bitcoin*, *Ethereum* un *Ripple* kriptovalūtu ienesīgums ir atkarīgs no tradicionālajiem aktīviem, tādiem kā akcijas, valūta un izejvielas. Pētnieki apšaubīja populāros skaidrojumus par to, ka kriptovalūtu uzvedību virza tās funkcija kā daļa no blokķēdes tehnoloģijas. Tajā pat laikā, viņi atzina, ka kriptovalūtas atdevi var prognozēt pēc diviem tās tirgum raksturīgiem faktoriem – impulsa (*momentum*) un investoru uzmanības. Tāpat pētnieki atklāja, ka tādi faktori kā ieguves izmaksas, cenas un dividendžu attiecība vai realizētā volatilitāte ir noderīga, lai prognozētu kriptovalūtas atdeves uzvedību.⁵⁰

Wang un *Chong*, pētot kriptovalūtas cenu noteikšanas faktoros, pārbaudīja vai atbilstoši literatūrai kriptovalūtu tirgus ir vāji efektīvs. Viņi izmantoja *Fama–MacBeth* metodi, lai izpētītu cenu noteikšanas faktoros. Klasiskie uz akcijām balstītie riska faktori, tostarp, lielums, impulss un vērtība izrieta no *Fama–French* trīs faktoru modeļa. Tika izmantotas kriptounikālās monētas-tokeni kā vērtības pieauguma aizstājēji. Volatilitātes riska faktoru kategorijai tika izpētīta realizētā volatilitāte, šķībums un lēcians. Tāpat tika izpētīti likviditātes faktori, tostarp, pirkšanas un pārdošanas cenas un apjoma pieaugums. Tika konstatēts, ka kriptovalūtu tirgus ir vāji efektīvs. Tirgus faktors, uz akcijām balstīti faktori, nepastāvības faktori un likviditāte palīdz efektīvi izskaidrot pārmērīgo atdevi. Tradicionālie akciju tirgus faktori efektīvi darbojas arī kriptovalūtu tirgū.⁵¹

Citi pētījumi apstrīd to, ka starp kriptovalūtām un izejvielām nepastāv nekāda sakarība. *Jareno*, *Gonzalez*, *Lopez* un *Ramos* veica analīzi ar mērķi noskaidrot, vai pastāv iespējamās

⁴⁸ *Sovbetov*, Y. (2018.). *Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero*. Journal of Economics and Financial Analysis, Vol:2, No:2.

⁴⁹ *Deniz*, E. A., *Teker*, D. (2020.). *Crypto Currency Applications In Financial Markets: Factors Affecting Crypto Currency Prices*. PressAcademia Procedia (PAP), V.11, p.34-37.

⁵⁰ *Liu*, Y., *Tsyvinski*, A. (2018.). *Risks and Returns of Cryptocurrency*. The Review of Financial Studies, Vol. 34, Issue 6, p. 2689–2727.

⁵¹ *Wang*, Q., *Chong*, T. T.-L. (2021.). *North American Journal of Economics and Finance*. The North American Journal of Economics and Finance, Vol. 57, 101348

nelineāras un asimetriskas savstarpējās sakarības starp naftas cenu šokiem Covid-19 pandēmijas ietekmē un 11 kriptovalūtu cenu atdevēm izmantojot NARDL⁵² metodoloģiju. Pētījuma ietvaros jēlnaftas cenu izmaiņas tika sadalītas trīs būtiskās komponentēs: riska, pieprasījuma un piedāvājuma šokos. Rezultāti liecina, ka pastāv savstarpējā sakarība starp naftas cenu šokiem un kriptovalūtu atdevi krīzes periodos, jo NARDL modelis izskaidro vairāk nekā 56% ar riska šoku, 61% ar pieprasījuma šoku un 26% ar piedāvājuma šoku no kriptovalūtu atdeves.⁵³

Augstu precizitātes līmeni – 94,89% – savos pētījumos guva *Salman* un *Ibrahim* kriptovalūtas cenu prognozēšanā. Viņi izstrādāja prognozēšanas sistēmu izmantojot tehniskos tirdzniecības rādītājus un mašīnmācīšanās pieeju. Faktiskās uz *Bitcoin* bāzētās kriptovalūtas cenas prognozēšanas salīdzinājums ar prognozēto cenu pēc neironu tīkla modeļa un tirdzniecības indikatora arī sniedza cenu kāpuma prognozi visam mēnesim.⁵⁴

Kriptovalūtu cenu prognozēšana ir sarežģīts uzdevums augstās volatilitātes un jaunu mehānismu, kas raksturo kriptovalūtu tirgu dēļ. Tika veikta visaptveroša cenu izmaiņu prognozējamības analīze *Ethereum* un *Bitcoin* kriptovalūtām, salīdzinot četras dažādas dziļās mācīšanas algoritmus – daudzslāņu perceptronu (*multi layers perceptron*), konvolūcijas neironu tīklu (*convolutional neural network*), ilgtermiņa īstermiņa atmiņu (*long short-term memory*) un uzmanības ilgtermiņa īstermiņa atmiņu (*attention long short term memory*). Pētnieki izmantoja trīs funkciju klases, ņemot vērā tehnisko (piemēram, atvēršanas un slēgšanas cenu), tirdzniecības (piemēram, slīdošie vidējie) un sociālo mediju (piemēram, lietotāju sentiments) rādītājus kā sākotnējos datus klasifikācijas algoritmā. Tika salīdzināts ierobežotais modelis, kas sastāv tikai no tehniskiem rādītājiem un neierobežotais modelis, kas ietver tehniskos, tirdzniecības un sociālo mediju rādītājus. Tika konstatēts, ka dienas klasifikācijas uzdevuma precizitāte ir palielinājusies no 51%-55% ierobežotajā modelī līdz 67%–84% neierobežotajā modelī. Šis pētījums parāda, ka iekļaujot gan tirdzniecības, gan sociālo mediju rādītājus tiek nodrošināta ievērojama prognozēšanas un precizitātes uzlabošanās visos algoritmos.⁵⁵

⁵²Nelineāri autoregresīvi sadalīti novēlējumi (*nonlinear autoregressive distributed lag*) – asimetriska nelineāra kointegrācijas metode, kas tika izmantota, lai analizētu savstarpējās sakarības starp naftu un kriptovalūtām.

⁵³Jareno, F., Gonzalez, M. de la O., Lopez, R., Ramos, A. R. (2021.). *Cryptocurrencies and oil price shocks: A NARDL analysis in the COVID-19 pandemic*. Resources Policy, Vol. 74, 102281

⁵⁴Salman, A. Kh., Ibrahim, A. A. (2020.). *Price Prediction of Different Cryptocurrencies Using Technical Trade Indicators and Machine Learning*. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 928(3): 032007

⁵⁵Ortu, M., Uras, N., Conversano, C., Bartolucci, S., Destefanis, G. (2022.). *On technical trading and social media indicators for cryptocurrency price classification through deep learning*. Expert Systems with Applications, Vol. 198, 116804

Kriptovaluū dienas slēgšanas cenu un svārstību prognozēšanai var tikt pielietots arī uz atkārtotā neironu tīkla (*recurrent neural network*) un ilgtermiņa īstermiņa atmiņas balstīts modelis RNN-LSTM⁵⁶. Pētījuma ietvaros tika veikti plaši eksperimenti, izmantojot vēsturiskos cenu datus kriptovaluūtām – *Bitcoin*, *Bitcoin Cash*, *Litecoin* un *Ethereum*. Rezultāti parādīja, ka šajā pētījumā piedāvātajam modelim ir augstāka veikspēja nekā citām ierastajām metodēm, tādām kā ARIMA, atbalsta vektoru regresija, *RF-Regression*, u.c. Dotā pieeja sniedza mazākas prognozējamās kļūdas (RMSE, MAE un MAPE) un precīzāku novērtējumu (determinācijas koeficientu).⁵⁷

Tādēļ, ka kriptovaluū tirgum trūkst regulējuma, tajā notiek intensīvas spekulācijas. Šis spekulatīvais raksturs labi iekļaujas uzvedības teorijās par aktīvu cenu noteikšanu. Notestējot vairāk nekā 20 akciju tirgus anomālijas izmantojot kriptovaluūtas tirdzniecības datus, *Yang* atrada pārliecinošus pierādījumus cenu impulsa dinamikai. Turklāt impulsa efekts ir robusts attiecībā uz tirgus un lieluma faktoriem, kas ir divi svarīgi kriptovaluūtas peļņas nosacījumi. Cenas impulss apraksta parādību, kad iepriekšējie uzvarētāji (zaudētāji) turpina uzvarēt (zaudēt). Turpretim citas tirdzniecības stratēģijas, kas ir riska balstītas, nerada nozīmīgu peļņu.⁵⁸

Kriptovaluūtas cenas ir iespējams prognozēt ar augstu precizitāti – 95,38% – ar volatilitātes regresijas modeļa palīdzību. Kā faktorus, kuri potenciāli varētu ietekmēt kriptovaluūtu cenu, autori izvēlējās nozīmīgus politiskos šokus un nestabilitāti, tomēr tādi noteicošie faktori kā *Brexit* un ASV vēlēšanas skaidri neizskaidroja cenu izmaiņas. Tomēr rezultāti liecina, ka kriptovaluūtas cenu izmaiņas ir paredzamas – galvenais ieinteresētās puses (*Apple*, *Amazon*, *Facebook*, *Google*, *Tesla*) visvairāk ietekmē cenas.⁵⁹

Globālās ekonomiskās politikas nenoteiktība (GEPU) arī tika vērtēta kā faktors, kurš var ietekmēt *Bitcoin* cenas. *Khan*, *Sun*, *Koseoglu* un *Rehman* novērtēja Grendžera cēlonību starp abiem mainīgajiem izmantojot slīdošā loga⁶⁰ cēloņsakarību (*rolling window causality*). Netiek atrastas nekādas sakarības, pamatojoties uz pilnu izlases testu. Tomēr ir daudz apakšperiodu, kas parāda, ka GEPU ir *Bitcoin* cēlonis. Sakarību virziens dažādos periodos ir gan pozitīvs, gan negatīvs.

⁵⁶Gan LSTM, gan RNN izmanto neironu tīklu algoritmus, lai prognozētu kriptovaluūtu cenas. Tie izmanto secīgi saglabātus datus atmiņā, kuri jau ir saņemti noteiktā laika intervālā. Rezultātā tas palīdz šiem tīkliem precīzi prognozēt secīgu izlaidi (cenu).

⁵⁷Nasirtafreshi, I. (2022). *Forecasting cryptocurrency prices using Recurrent Neural Network and Long Short-term Memory*. Data & Knowledge Engineering, Vol. 139, 102009

⁵⁸ Yang, H. (2019). *Behavioral Anomalies in Cryptocurrency Markets*, available: <https://ssrn.com/abstract=3174421>

⁵⁹ Dahnam, A. Z. D., Ibrahim, A. A. (2020.). *Effects of Volatility and Trend Indicator for Improving Price Prediction of Cryptocurrency*. IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 928 032043

⁶⁰ Slīdošais logs pielieto aizstājējmetodi, lai noteiktu saistības/attiecības starp GEPU un *Bitcoin* visā datu izlasē un arī apakšizlasēs (ieskaitot laika izmaiņas).

Daudzos pētījumos tika konstatēts, ka pieaugot pieprasījumam pēc *Bitcoin*, tas palielinās augstā GEPU dēļ, tāpēc ir pozitīva korelācija starp GEPU un *Bitcoin*. Tāpat, pētnieki noskaidroja, ka ziņas par *Bitcoin* manipulatīvu pirkšanu un pārdošanu noteiktos periodos var tikt interpretētas kā ekonomiskās nenoteiktības palielināšanās.⁶¹

Savukārt, *Abraham, Higdon, Nelson* un *Ibarra* kriptovalūtu cenu mēģināja prognozēt ar sentimenta analīzes palīdzību - rezultāti liecina, ka sentimenta analīze ir mazāk efektīva vidē, kurā cenas krīt. Tas ir tāpēc, ka tvīti par kriptovalūtām parasti ir objektīvi (nevis ar skaidru sentimentu) vai pozitīvi neatkarīgi no cenu izmaiņām. Tā kā kriptovalūtas ir daļa no blokķēdes, *Twitter* aktivitāti par tām var veicināt cilvēki, kuriem ir interese par tehnoloģiju, nevis tikai vērtību krātuvi, par kuru var uzskatīt tradicionālās akcijas.⁶²

Pastāv arī pētījumi, kuros tika izmeklēta populāru kriptovalūtu cenu noteikšanas efektivitāte, izmantojot plašu neekonomisku notikumu klāstu, kas ietver kalendāra anomālijas, dabas apstākļu anomālijas, brīvdienas, kad ASV biržas ir slēgtas, un laicīgās un etniskās brīvdienas, kad biržas ir atvērtas — viss, kas ir dokumentēts finanšu literatūrā saistībā ar akcijām. Pētnieki saskarās ar ļoti nelielu līdzīgu ietekmi uz pārbaudītajām kriptovalūtām. Anomālijas, kuras ir raksturīgas *Bitcoin*, parasti nepiemīt citām kriptovalūtām, un otrādi. Vienīgais kopīgais efekts visām kriptovalūtām ir mēneša-ietvaros⁶³ efekts. Rezultāti liecina, ka kriptovalūtas nereaģē uz kalendāro un sezonālo ietekmi, kā tas ir dokumentēts attiecībā uz akcijām. Vienīgais izņēmums ir pirmdienas efekts (galvenokārt *Bitcoin*), Helovīns mēneša laikā un *Yom Kippur* efekti. Rezultāti apstiprina vājās formas efektīvu tirgus hipotēzi.⁶⁴

Apskatot zinātniskās publikācijas un pētījumus, autore konstatē, ka bieži ar vienu faktoru nav pietiekami, lai būtu iespējams ar augstu precizitāti prognozēt kriptovalūtu cenas, kā arī saprast to, kāpēc notiek šo cenu izmaiņas. Parasti šis process ir komplekss – ir nepieciešams apzināt gan ekonomiskos faktorus, gan neekonomiskos notikumus, kā arī ņemt vērā izmantotās analīzes metodes, jo lielās datu svārstības dēļ prognozēšana var būt mazāk precīza.

⁶¹ Khan, K., Sun, J., Koseoglu, S. D., Rehman, A. U. (2021.). *Revisiting Bitcoin Price Behavior Under Global Economic Uncertainty*. SAGE open, Vol.: 11, Issue: 3.

⁶² Abraham, J., Higdon, D., Nelson, J. Ibarra, J. (2018.). *Cryptocurrency Price Prediction Using Tweet Volumes and Sentiment Analysis*. SMU Data Science Review, Vol. 1., No. 3.

⁶³ *Within-the-Month* efekts – atdeve ir koncentrētāka (lielāka) mēneša otrajā pusē.

⁶⁴ Qadan, M., Aharon, D. Y., Eichel, R. (2022.). *Seasonal and Calendar Effects and the Price Efficiency of Cryptocurrencies*. Finance Research Letters, Vol. 46, 102354

2. DATI UN METODOLOĢIJA

Šajā nodaļā tiks sniegts ieskats sentimenta analīzes jēdzenā, tostarp apskatītas dažādas pieejas, kuras ir iespējams izmantot sentimenta noteikšanā. Tāpat, apkopotas zinātniskās publikācijas, kuras ietver sentimenta analīzi, tādējādi tiks izvēlētas vispiemērotākās metodes *Reddit* sentimenta noteikšanai un turpmākajai izpētei.

Tiks aprakstīts kādā veidā veikta sākotnējā datu izvēle un atlase. Tāpat, sniegts ieskats VADER algoritma metodikā, ar kura palīdzību veikta sentimenta polaritātes noteikšana. Papildus, tiks aplūkota VAR analīzes būtība, ar kuras palīdzību novērtēts, vai *Reddit* ziņojumu sentiments spēj ietekmēt digitālo aktīvu cenas, kā arī sniegts ieskats atbalsta vektoru regresijas analīzē.

2.1. Sentimenta analīze

Sentimenta analīzi var definēt kā procesu, kas automatizē attieksmes, viedokļu, uzskatu un emociju ieguvu no teksta, runām, tvītiem un datubāzes avotiem, izmantojot dabiskās valodas apstrādi (*natural language processing*). Sentimenta analīze ietver viedokļu klasifikāciju kategorijās, piemēram, "pozitīvs" vai "negatīvs" vai "neitrāls". To sauc arī par subjektivitātes analīzi, viedokļu ieguvu un novērtējuma ieguvu. Izmantojamie vārdi "viedoklis", "sentiments", "uzskats" un "pārliecība" ir savstarpēji aizstājami, taču starp tiem ir atšķirības: (1) viedoklis - apstrīdams secinājums (jo atšķirīgiem ekspertiem ir dažādi viedokļi); (2) uzskats - subjektīvs viedoklis; (3) pārliecība - apzināta pieņemšana un intelektuāla piekrišana; (4) sentiments - viedoklis, kas atspoguļo cilvēka jūtas.⁶⁵

Vispārīgi runājot, sentimenta analīzes mērķis ir noteikt rakstnieka attieksmi attiecībā uz kādu tēmu vai dokumenta vispārējo kontekstuālo polaritāti. Attieksme var būt viņa spriedums vai vērtējums, emocionālais stāvoklis (autora emocionālais stāvoklis rakstīšanas laikā) vai iecerētā emocionālā komunikācija (emocionālā ietekme, ko autors vēlas atstāt uz lasītāju).⁶⁶

Katram sentimentam var būt atšķirīgs intensitātes līmenis. Cilvēki bieži izmanto divus veidus, kā izteikt savu jūtu intensitāti tekstā. Pirmais ir izvēlēties sentimenta izteiksmes (vārdus vai frāzes) ar piemērotu intensitātes pakāpi. Piemēram, "labais" ir vājāks par "izcilo", un "nepatika" ir vājāka par "naidu". Otrais ir izmantot pastiprinātājus un samazinātājus, kas maina izteiktā

⁶⁵Kharde, A.V., Sonawane S.S. (2016.). *Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques*. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887). Vol. 139, No.11.

⁶⁶Luo, T., Xu, G. (2013). *Sentiment Analysis*, available: https://www.researchgate.net/publication/300495226_Sentiment_Analysis

sentimenta pakāpi. Pastiprinātājs palielina pozitīvas vai negatīvas izteiksmes intensitāti, savukārt samazinātājs mazina šīs izteiksmes intensitāti. Parastie valodas pastiprinātāji ietver sekojošus vārdus: “ļoti”, “tāpēc”, “ārkārtīgi”, “drausmīgi”, u.c., savukārt samazinātāji ietver - “nedaudz”, “diezgan”, “mazliet”, u.c.⁶⁷

Sentimenta analīze ir termins, kas ietver daudzus uzdevumus, tādus kā sentimentu ieguve, sentimentu klasifikācija, subjektivitātes klasificēšana, viedokļu apkopošanu. Tās mērķis ir analizēt cilvēku jūtas, attieksmes, viedokļus, emocijas utt. pret tādiem elementiem kā, produkti, personas, tēmas, organizācijas un pakalpojumi.⁶⁸

Sentimenta analīzes pētījumi galvenokārt tiek veikti trīs līmeņos: dokumenta līmenī, teikuma līmenī un aspekta līmenī. Galvenais uzdevums dokumentu līmenī ir saprast vai visa dokumenta viedoklis tiek izteikts kā pozitīvs vai negatīvs. Šī līmeņa analīze paredz, ka katrs dokuments izsaka viedokli par vienu produkta vai pakalpojuma vienību, tādējādi tas neattiecas uz dokumentiem, kuri vērtē vai salīdzina vairākus produktus vai pakalpojumus. Nākamais ir teikuma līmenis, kad ir jānosaka vai teikums izsaka pozitīvu, negatīvu vai neitrālu viedokli. Neitrāls viedoklis parasti nozīmē, ka šāda viedokļa nav vispār. Šis analīzes līmenis ir cieši saistīts ar subjektivitātes klasificēšanu, kas atšķir teikumus, kuri izsaka faktisko informāciju (objektīvi teikumi) no teikumiem, kas pauž subjektīvus viedokļus un uzskatus (subjektīvie teikumi). Savukārt aspekta līmeņa analīze pēta viedokli un tā mērķi, tādējādi atklājot noskaņojumu par vienībām vai to aspektiem.⁶⁹

Sentimenta analīze saskaras ar vairākām problēmām, tādām kā (1) polaritātes nobīde (*polarity shift*), kas nozīmē, ka teikuma polaritāte (sentiments) ir aprēķina atšķirīgi no faktiskās polaritātes, kura tika izteikta teikumā. Šī problēma, galvenokārt, rodas polaritātes mainītāju – noliegumu dēļ (piemēram, "Man nepatīk šis velosipēds") un kontrasts (piem., “labs, bet tas nav manā stilā”). Teikums “Man nepatīk šis velosipēds” ir ļoti līdzīgs “Man patīk šis velosipēds”. (2) Binārā klasifikācija (*binary classification*): polaritāte tiek klasificēta izmantojot “pozitīvs”, “negatīvs” bet ignorējot “neitrāls”. Šāda veida problēmas rodas, ja sentimenta klasifikācija tiek veikta pamatojoties uz mašīnmācīšanās algoritmiem. Sentimenta analīze, kura ņem vērā tikai pozitīvo un negatīvo nebūs ar augstu precizitāti. Mūsdienās klasifikācija tiek paplašināta, ņemot

⁶⁷Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis. Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. Second Edition. Cambridge: Cambridge University Press, p. 21

⁶⁸Kharde, A.V., Sonawane S.S. (2016.). *Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques*. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887). Vol. 139, No.11.

⁶⁹Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis. Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. Second Edition. Cambridge: Cambridge University Press, p. 9-11.

vērā 5 novērtējumus, tādus kā “pozitīvs”, “ļoti pozitīvs”, “negatīvs”, “ļoti negatīvs” un “neitrāls”. (3) Datu skopums (*data sparsity*), ko izraisa noteiktais rakstzīmju ierobežojums mikro emuāros/sociālo mediju vietnēs. Piemēram, maksimālais rakstzīmju ierobežojums *Twitter* ir 140. Šī ierobežojuma dēļ cilvēki var neizteikt savu viedokli skaidrā veidā.⁷⁰

Sentimenta identificēšanā galvenais uzdevums ir noteikt vārdus, kuri atspoguļo viedokļus, jo tie ir dominējošie sentimenta rādītāji, sevišķi īpašības vārdi, apstākļa vārdi un darbības vārdi, piemēram, “Man ļoti patīk šī kamera. Tā ir apbrīnojama!” Lai noteiktu viedokļu vārdus no dotā teksta, iepriekš jānoformulē viedokļu vārdu kopa. Tādējādi sentimenta noteikšanas process noritēs viegli, jo atliek tikai sameklēt katru viedokļa vārdu sākotnējā tekstā.⁷¹

Sentimenta aprēķināšanai no tehniskā skatupunkta var tikt izmantotas vairākas pieejas, tomēr zinātniskajā literatūrā visbiežāk sastopamās ir mašīnmācīšanās (*machine learning-based approach*) un leksikas balstītā (*lexicon-based approach*) pieejas, kuru priekšrocības un trūkumi tiks detalizētāk apskatīti turpmāk, ar mērķi noteikt darba specifikai atbilstošāko.

2.1.1. Mašīnmācīšanās pieeja

Mašīnmācīšanās modeļi tiek izmantoti, lai veiktu klasifikāciju, klasterizāciju un regresijas analīzi. Lielākajā daļā piemēru sistēma tiek apmācīta, pamatojoties uz apmācības datu kopām (*training dataset*), un pēc apmācības, sistēma mēģina veikt automatizētu klasifikāciju vai var veikt prognozes. Sistēmas efektivitāte tiek pārbaudīta, pamatojoties uz pareizi prognozētām vērtībām un testa datu kopām (*test dataset*).⁷² Mašīnmācīšanās metode izmanto vairākus mācīšanās algoritmus, lai noteiktu sentimentu, apmācot zināmu datu kopu.⁷³

Mašīnmācīšanās parasti tiek iedalīta uzraudzītos (*supervised*) un neuzraudzītos (*unsupervised*) modeļos. Uzraudzītā pieeja tiek izmantota, ja klasifikācijas uzdevumam ir noteikts klašu kopums, bet neuzraudzītā pieeja - ja ir sarežģīti noteikt šo kopumu, jo nav marķētu datu. Uzraudzītām pieejām ir nepieciešami marķēti apmācību dati, kur marķieri parasti ir klases

⁷⁰ Dorle, S., Pise N. N. (2017). *Sentiment Analysis Methods and Approach: Survey*. International Journal of Innovative Computer Science & Engineering, Vol. 4, Issue 6; p. 7-11.

⁷¹ Luo, T., Xu, G. (2013). *Sentiment Analysis*, available: https://www.researchgate.net/publication/300495226_Sentiment_Analysis

⁷² Singh, R., Singh, R. (2021.). *Applications of sentiment analysis and machine learning techniques in disease outbreak prediction – A review*, available: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.04.356>

⁷³ Collomb, A., Costea, C., Joyeux, D., Hasan, O., Brunie, L. (2013.). *A Study and Comparison of Sentiment Analysis Methods for Reputation Evaluation*, available: https://perso.liris.cnrs.fr/omar.hasan/publications/collomb_2014_liris.pdf

(piemēram, pozitīvas, neitrālas un negatīvas).⁷⁴ Tā kā šajā darbā netiks pielietotas neuzraudzītās mašīnmācīšanās metodes, tad turpmāk tiks apskatītas tikai visbiežāk pielietotās uzraudzītās metodes.

Uz noteikumiem balstītā pieeja (*Rule-based approach*), Baijesa naivā pieeja (*Naive Bayes*), Maksimuma entropija (*Maximum Entropy*) un Atbalsta vektoru mašīnas (*Support Vector Machines*) ir dažas no plaši izmantotām mašīnmācīšanās metodēm sentimenta klasifikācijai.⁷⁵

Uz noteikumiem balstīta pieeja ļauj padziļināti analizēt viedokļa saturu atsauksmē, kas nozīmē, ka var atrast ne tikai vispārīgo atsauksmes sentimentu, bet arī atsevišķi katra teikuma sentimentu. Pieveja sniedz pietiekami daudz informācijas, lai izdalītu atsevišķus pozitīvos un negatīvos punktus par organizāciju vai notikumu. Tādējādi šāda analīze sniedz vairāk informācijas nekā vispārēja apskata sentiments, vai noteiktas organizācijas vai personas vērtējums sociālajos tīklos. Tāpat uz noteikumiem balstītā pieeja ļauj aprēķināt teikumu sentimentu ar relatīvām klauzulām un iegūt precīzāku informāciju par sentimentu.⁷⁶

Šī pieeja tekstā meklē viedokļu vārdus un pēc tam tos klasificē pamatojoties uz pozitīvo un negatīvo vārdu skaitu. Tiek ņemti vērā dažādi noteikumi klasifikācijai, piemēram, vārdnīcas polaritāte, noliegumi, pastiprinājumi, idiomās, emocijzīmes, dažādi viedokļi utt.⁷⁷ Uz noteikumiem balstītos klasifikatoros datu telpa tiek modelēta ar noteikumu kopumu. Viena puse reprezentē nosacījumus pazīmju kopai, kas izteikta disjunktīvā normālformā, bet otrā pusē ir klasifikācijas apzīmējums.⁷⁸

Pat ja tiek izvēlēta sentimenta analīzes joma, joprojām ir vārdi un frāzes, kuras pašas par sevi nevar attiecināt uz noteiktu sentimentu un/vai emociju kategoriju, bet apvienojot ar citiem vārdiem tie pauž noteiktu noskaņojumu un/vai emocijas. Tādējādi tiek iekļauti divu veidu noteikumi katra sentimenta gramatikas līmenī: **no konteksta atkarīgi** (ņem vērā gan

⁷⁴ Birjali, M., Kasri, M., Beni-Hssane, A., (2020). *A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends*. Knowledge-Based Systems: Vol. 226, 107134

⁷⁵ Tyagi, P., Tripathi, R. C. (2019.). *A Review towards the Sentiment Analysis Techniques for the Analysis of Twitter Data*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3349569

⁷⁶ Romanyshyn, M. (2013.). *Rule-Based Sentiment Analysis of Ukrainian Reviews*. International Journal of Artificial Intelligence & Applications (IJAIA), Vol. 4, No. 4.

⁷⁷ Collomb, A., Costea, C., Joyeux, D., Hasan, O., Brunie, L. (2013.). *A Study and Comparison of Sentiment Analysis Methods for Reputation Evaluation*, available: https://perso.liris.cnrs.fr/omar.hasan/publications/collomb_2014_liris.pdf

⁷⁸ Medhat, W., Hassan A., Korashy, H. (2014). *Sentiment analysis algorithms and applications: A survey*. Vol. 5, Issue 4, p. 1093-1113.

vārdu/virsrakstus, gan sentimentu lemmas) un **no konteksta neatkarīgi** (ņem vērā tikai vienoto vārdu/frāžu sentimentu).⁷⁹

Baijesa naivā pieeja ir varbūtības klasifikators, kas pamatojas uz Baijesa teorēmu un pieņem, ka nosacījumi notiek neatkarīgi. Dota N teikumu kopa $(S)^{N}_{i=1}$, kur katrs teikums sastāv no T nosacījumiem tādiem kā $s_i = \{t_1, t_2, \dots, t_T\}$, s_i rašanās varbūtība klasifikācijā c_k ir dota kā vienādojums (2.1.1.1.). Šeit $P(c_k|s_i)$ ir nosacītā termina t_j varbūtība, kas sastopama c_k klasifikācijas teikumā un $P(c_k)$ ir *priors* teikuma iestāšanās varbūtība klasifikācijā c_k .⁸⁰

$$P(c_k|s_i) = P(c_k) \prod_{j=1}^T P(t_j|c_k) \quad (2.1.1.1.)$$

Dažāda veida neatkarīgo funkciju klasifikācija, tādu kā pozitīvie un negatīvie atslēgvārdi, emocijzīmes un emocionālie atslēgvārdi tiek efektīvi analizēti, izmantojot Baijesa naivo metodi. Attiecības starp pazīmēm analizē netiek ņemtas vērā, tādējādi pastāvošās attiecības starp emocionāliem atslēgvārdiem, nolieguma vārdiem un runas tagu tajā netiek izmantoti.⁸¹

Šī algoritma konfigurācija un rezultātu interpretācija ir vienkārši izprotama. Tas ir ātrs, tam ir nepieciešams mazs atmiņas apjoms, un tas var pat mācīties ar nelielu datu skaitu. Galvenie trūkumi ietver nespēju paredzēt retus notikumus.⁸²

Maksimuma entropijas klasifikators pārvērš iezīmētās līdzekļu kopas vektoros, izmantojot kodējumu. Šis kodētais vektors tiek izmantots, lai aprēķinātu katra objekta svaru, ko pēc tam var apvienot, lai noteiktu visticamāko funkciju kopas apzīmējumu.⁸³

Klasifikācijas apzīmējuma nosacītais sadalījums tiek novērtēts maksimizējot sistēmas entropiju caur šo klasifikatoru. Nosacītā sadalījuma matemātiskā reprezentācija tiek attēlota kā vienādojums (2.1.1.2.)⁸⁴:

$$P\lambda(Y|X) = 1/Z(X) \exp(\sum_i \lambda_i f_i(X, y)) \quad (2.1.1.2.)$$

⁷⁹ Romanyshyn, M. (2013.). *Rule-Based Sentiment Analysis of Ukrainian Reviews*. International Journal of Artificial Intelligence & Applications (IJAIA), Vol. 4, No. 4.

⁸⁰ Rani, S., Kumar, P. (2019). *A sentiment analysis system for social media using machine learning techniques: Social enablement*. Digital Scholarship in the Humanities, Vol. 34, Issue 3, p. 569–581.

⁸¹ Tyagi, P., Tripathi, R. C. (2019.). *A Review towards the Sentiment Analysis Techniques for the Analysis of Twitter Data*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3349569

⁸² Dineva, K., Atanasova, T. (2020.). *Systematic Look at Machine Learning Algorithms - Advantages, Disadvantages and Practical Applications*, available: https://www.researchgate.net/publication/346473406_SYSTEMATIC_LOOK_AT_MACHINE_LEARNING_ALGORITHMS_-_ADVANTAGES_DISADVANTAGES_AND_PRACTICAL_APPLICATIONS

⁸³ Medhat, W., Hassan A., Korashy, H. (2014). *Sentiment analysis algorithms and applications: A survey*. Vol. 5, Issue 4, p. 1093–1113.

⁸⁴ Tyagi, P., Tripathi, R. C. (2019.). *A Review towards the Sentiment Analysis Techniques for the Analysis of Twitter Data*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3349569

Šeit pazīmju vektors ir attēlots ar X un klases apzīmējums ar y . Normalizācijas koeficients ir attēlots ar $Z(X)$ un svara koeficientu ar λ_i .

Noturība pret datu nepietiekamību (*sparseness*) ir maksimuma entropijas modeļu visizdevīgākā īpašība, salīdzinot ar tradicionālajiem varbūtības modeļiem, ko izmanto dabiskās valodes apstrādē (NLP). Lai atvieglotu datu nepietiekamību, metode ļauj izmantot pazīmes ar dažāda līmeņa specifiskumu, kuras var pārklāties (piemēram, uni-grami un bi-grami), tas nodrošina līdzekli, kas var apstrādāt pat šīs pārklājošās funkcijas, pamatojoties uz maksimālās entropijas principu.⁸⁵

Atbalsta vektoru mašīnas pieeja darbojas pamatojoties uz strukturālo risku minimizēšanas principu. Tas tiek definēts, izmantojot vektoru telpu, kur jāatrod lēmumu virsmu, kas vislabāk sadala datu punktus divās klasēs. Binārās klasifikācijas uzdevumā hiperplakne atdala divus apgabalus N -dimensiju telpā, tādējādi izveidojot divas klases – atdalīšana ir izvēlēta tā, lai attālums starp abu klašu datu punktiem būtu pēc iespējas lielāks.⁸⁶

Atbalsta Vektora Mašīnas izmanto diskriminējošu funkciju kā vienādojumu (2.1.1.3.)⁸⁷:

$$g(X)=w^T\varphi(X)+b \quad (2.1.1.3.)$$

Iezīmju vektors ir apzīmēts ar X , svaru vektoru ar w (*ar T – svaru vektoru transponēšana*) un novirzes vektors ar b . Nelineāra sasaiste, kas transformē informācijas telpu līdz daudzdimensiju iezīmju telpai tiek apzīmēta ar $\varphi()$.

Šo algoritmu galvenokārt izmanto attēlu apstrādei, rokraksta atpazīšanai un teksta klasifikācijai. Tas ir efektīvs lielās telpās, ja N izmērs ir lielāks nekā izlases skaits. Galvenie šī algoritma trūkumi ir ilgs apmācības laiks un slikta veiktspēja strādājot ar trokšņainiem datiem.⁸⁸

⁸⁵ Kazama, J., Tsujii, J. (2005.). *Maximum Entropy Models with Inequality Constraints: A Case Study on Text Categorization. Machine Language*, Vol. 60, Issue 1-3, p. 159-194.

⁸⁶ Medhat, W., Hassan A., Korashy, H. (2014). *Sentiment analysis algorithms and applications: A survey*. Vol. 5, Issue 4, p.1093-1113.

⁸⁷ Tyagi, P., Tripathi, R. C. (2019.). *A Review towards the Sentiment Analysis Techniques for the Analysis of Twitter Data*, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3349569

⁸⁸ Dineva, K., Atanasova, T. (2020.). *Systematic Look at Machine Learning Algorithms - Advantages, Disadvantages and Practical Applications*, available: https://www.researchgate.net/publication/346473406_SYSTEMATIC_LOOK_AT_MACHINE_LEARNING_ALGORITHMS_-_ADVANTAGES_DISADVANTAGES_AND_PRACTICAL_APPLICATIONS

2.1.2. Leksikas balstītā pieeja

Uz leksiku balstītā pieeja ietver sentimenta polaritātes aprēķināšanu, izmantojot pārskatā ietverto vārdu vai teikumu semantisko orientāciju. “Semantiskā orientācija” ir subjektivitātes un viedokļa mērs tekstā.⁸⁹

Viedokļu vārdi tiek izmantoti daudzos sentimentu klasifikācijas uzdevumos. Pozitīvi viedokļu vārdi tiek izmantoti, lai izteiktu kādu vēlamu stāvokli, savukārt negatīvi viedokļu vārdi tiek izmantoti, lai izteiktu nevēlamu stāvokli. Pastāv arī viedokļu frāzes un idiomās, kuras kopā sauc par viedokļu leksiku.⁹⁰

Viedokļu vārdu noteikšanai ir trīs metodes: (1) manuāla metode, t.i., viedokļu vārdu manuāla vākšana, kas ir precīza, bet dārga; (2) uz vārdnīcām balstīta metode (*dictionary-based*), kas izmanto sākotnējo sarakstu, kas pēc tam tiek paplašināts, piemēram, SentiWordNet; un (3) krājumā balstīta metode (*corpus-based*), t.i., paļaušanās uz sintaktiskajiem modeļiem lielos teksta krājumos.⁹¹

Tā kā manuālā metode ir dārga un laikietilpīga, tā netiks detalizētāk aprakstīta, savukārt abas automatizētās pieejas ir izklāstītas turpmāk.

Krājumā balstītas metodes mērķis ir nodrošināt vārdnīcas, kas saistītas ar noteiktu jomu. Šīs vārdnīcas tiek ģenerētas no sākotnējo viedokļu vienumu kopas, kas izaug cauri saistītu vārdu meklēšanu, izmantojot statistiskās vai semantiskās pieejas.⁹²

Krājumā balstītā pieeja palīdz atrast specifiski orientēta konteksta viedokļu. Šī metode ir atkarīga no sintaktiskajiem modeļiem vai modeļiem, kas rodas kopā ar viedokļu vārdu sarakstu, lai lielā krājumā atrastu citus viedokļu vārdus. Krājumā balstītās metodes iedalās statistiskajā pieejā un semantiskajā pieejā. Statistiskā pieeja piešķir pozitīvu polaritāti vārdam, kurš parādās pozitīvā tekstā, bet negatīvu polaritāti vārdam, kurš parādās negatīvā tekstā. Semantiskā pieeja piešķir līdzīgu sentimentu semantiski līdzīgiem vārdiem.⁹³

⁸⁹ Collomb, A., Costea, C., Joyeux, D., Hasan, O., Brunie, L. (2013.). *A Study and Comparison of Sentiment Analysis Methods for Reputation Evaluation*, available: https://perso.liris.cnrs.fr/omar.hasan/publications/collomb_2014_liris.pdf

⁹⁰ Medhat, W., Hassan A., Korashy, H. (2014). *Sentiment analysis algorithms and applications: A survey*. Vol. 5, Issue 4, p. 1093-1113.

⁹¹ Luo, T., Xu, G. (2013). *Sentiment Analysis*, available: https://www.researchgate.net/publication/300495226_Sentiment_Analysis

⁹² Kharde, A.V., Sonawane S. S. (2016). *Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques*. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887). Vol. 139, No.11.

⁹³ Rajput, R., Solanki, A. (2016.). *Review of Sentimental Analysis Methods Using Lexicon Based Approach*. IJCSMC, Vol. 5, Issue. 2, p. 159-166.

Krājumā-balstītā pieeja ir noderīga, lai atrastu īpašības vārdu un atribūtu konteksta-specifisku sasaisti, jo īpašības vārdam var būt vairākas nozīmes noteiktā jomā vai kontekstā, tomēr metodei ir arī trūkumi: (1) Ir grūti atklāt atribūtus, kas nesaskan ar to īpašības vārdiem. (2) Pat ja īpašības vārds un viens no tā atribūtu lietvārdiem parādās krājumā, limitēta krājuma izmēra dēļ, tie var nebūt sastopami daudzos teikumos, lai tie būtu ticami saistīti. (3) Ir grūti atrast katram īpašības vārdam visus atribūtu lietvārdus ierobežota krājuma izmēra dēļ, jo krājumā var parādīties ne visi īpašības vārdi vai visi atribūti.⁹⁴

Uz vārdnīcām balstīta metode tiek uzskatīta par vienkāršāko veidu, kā veikt sentimenta analīzi. Šīs pieejas pamatā ir pieņēmums, ka sinonīmiem ir tāda pati sentimenta polaritāte, bet antonīmiem ir pretēja polaritāte.⁹⁵

Leksikas vārdnīcu var izveidot, pievienojot sentimentu vārdu komplektu. Pēc tam izgūtais teksts tiek salīdzināts ar vārdiem leksikas vārdnīcā un paziņojumam tiek piešķirts vērtējums - pozitīvam paziņojumam (1), negatīvam apgalvojumam (-1) un neitrālam (0).⁹⁶

Uz vārdnīcām balstītās sistēmas pamatojas uz visaptverošu sentimenta vārdnīcu un noteikumu kopu izmantošanu. Sentimentu vārdnīcu var izveidot cilvēki, mašīnas vai gan cilvēki, gan mašīnas (pusautomātiski). Piemēram, vārdnīcā var būt tādi vārdi kā “labs”, “fantastisks”, “slikts”, “neglīts” un ar tiem saistītās polaritātes vērtības. Kamēr vārdnīcas tiek veidotas, vārdiem tiek piešķirtas polaritātes neņemot vērā kontekstuālo informāciju.⁹⁷

Galvenais vārdnīcas metodes trūkums ir nespēja atrast sentimenta vārdus ar specifisku orientāciju, tāpēc tā nav piemērota kontekstam un specifiskai jomas klasifikācijai. Turklāt, apkopot noteikumus ir sarežģīti un darbietilpīgi.⁹⁸ Piemēram, sentimenta vārdam “zems” vārda “kaloriju” kontekstā var būt pozitīva polaritāte, savukārt “zemas” “video izšķirtspējas” kontekstā ir negatīva. Citā piemērā, “ejiet lasīt grāmatu”, visticamāk, norāda uz pozitīvu noskaņojumu grāmatas recenzijā, taču negatīvu – sentimentu filmas recenzijā.⁹⁹

⁹⁴Fei, G. Liu, B., Hsu, M., Castellanos, M., Ghosh, R. (2012.). *A Dictionary-Based Approach to Identifying Aspects Implied by Adjectives for Opinion Mining*. 24th International Conference on Computational Linguistics, p. 310.

⁹⁵ Birjali, M., Kasri, M., Beni-Hssane, A., (2020). *A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends*. Knowledge-Based Systems: Vol. 226, 107134.

⁹⁶Dorle, S., Pise N. N. (2017). *Sentiment Analysis Methods and Approach: Survey*. International Journal of Innovative Computer Science & Engineering, Vol. 4, Issue 6; p. 7-11.

⁹⁷ Alaei, A. R., Becken, S., Stantic, B. (2019.). *Sentiment Analysis in Tourism: Capitalizing on Big Data*. Journal of Travel Research, Vol. 58(2), p. 175–191.

^{98 98} Birjali, M., Kasri, M., Beni-Hssane, A., (2020). *A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends*. Knowledge-Based Systems: Vol. 226, 107134.

⁹⁹ Rajput, R., Solanki, A. (2016.). *Review of Sentimental Analysis Methods Using Lexicon Based Approach*. IJCSMC, Vol. 5, Issue. 2, p. 159-166.

No otras puses, šī tehnika nav skaitļošanas ziņā dārga, tā ir laba stratēģija, lai viegli un ātri izveidotu vārdnīcu ar lielu skaitu sentimenta vārdu.¹⁰⁰

2.2. Sociālo mediju sentimenta analīze kriptovalūtas cenu noteikšanā

Pieaugot digitālo aktīvu veidiem, palielinās arī potenciālo investoru interese un vēlme noskaidrot faktorus, kuri ietekmē šo aktīvu cenu veidošanos. Sociālie mediji ieņem svarīgu lomu mūsdienu cilvēku dzīvē, tāpēc aizvien biežāk tiek pētīta šo mediju/platformu sentimenta ietekme uz kriptovalūtu cenām.

Zinātniskajā literatūrā iepriekš pastiprināta uzmanība tika pievērsta, lielākoties, *Twitter* un *Facebook* sentimenta sakarībai ar populārākajām kriptovalūtām tādām kā *Bitcoin*, *Litecoin*, *Ethereum*. Visvairāk pētniekus interesēja iespēja ar sentimenta palīdzību prognozēt kriptovalūtu cenas, lielākoties, izmantojot jau aprēķinātos indeksus. Savukārt *Reddit* sentimenta ietekme uz neaizvietojoamo tokenu cenām iepriekš analizēta netika, kas pamato šī pētījuma nepieciešamību.

Daudzi pētījumi pierāda, ka ar sociālo mediju sentimentu palīdzību ir iespējams ietekmēt kriptovalūtu cenas, tomēr citi autori uzskata, ka ar to ir pat maz. *Alejandro* konstatēja, ka sociālo mediju mainīgie pierāda noteiktu līmeni, ar kuru ir iespējams prognozēt nākotnes kriptovalūtas cenu kustības, tomēr tas nav pietiekami, jo joprojām trūkst informācija pēc kuras varētu noteikt, ka šīs cenu izmaiņas nav atkarīgas tikai no investora sentimentu, bet arī citiem faktoriem, piemēram, makroekonomiskiem mainīgiem, politiskās ainavas u.c.¹⁰¹

Katrā no iepriekš veiktajiem pētījumiem tika izmantotas dažādas analīzes metodes, vai to kombinācijas, tāpēc, lai gūtu priekšstatu par plašāku metožu klāstu, zemāk esošajā tabulā tika apkopotas dažas no tām. Izvērtējot publikācijās iegūtos rezultātus tika konstatēts, ka visveiksmīgāk sentimentu analīzi ir iespējams veikt kombinējot vairākas metodes, jo šāda pieeja samazina vienas konkrētās metodes nepilnību. Maģistra darba ietvaros ziņojumu polaritātes noteikšanai tika izmantots VADER klasifikators. Nākošajās nodaļās tiks veikta lineārā regresija un VAR analīze ar mērķi noskaidrot vai *Reddit* sentimentam ir statistiski nozīmīga ietekme uz neaizvietojoamo tokenu cenām. Tāpat, tiks veikta atbalsta vektoru regresija, lai noteiktu, vai ar aprēķinātā *Reddit* sentimentu palīdzību ir iespējams prognozēt digitālo aktīvu cenu.

¹⁰⁰ Birjali, M., Kasri, M., Beni-Hssane, A., (2020). *A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends*. Knowledge-Based Systems: Vol. 226, 107134.

¹⁰¹ Alejandro, R. H. (2021.). *Twitter and Reddit posts analysis on the subject of Cryptocurrencies*, available: https://www.researchgate.net/publication/352262235_Twitter_and_Reddit_posts_analysis_on_the_subject_of_Cryptocurrencies

Zinātnisko rakstu apkopojums par kriptovalūtu cenu novērtējumu ar sentimenta analīzes palīdzību

Autors/-i, nosaukums	gads,	Dati	Pētījuma metodes	Rezultāti
Akyildirim, E., Aysan, A.F., Cepni, O., Darendeli, S. P. C. (2021) <i>Do investor sentiments drive cryptocurrency prices?</i> ¹⁰²		Pētījuma periods: 01.01.2018. – 30.11.2020. Pētījuma intervāls: dienas dati Avots/medijs: MarketPsych Analytics sentimenta apkopojums no ziņu avotiem un sociālajiem medijiem Analizētā kriptovalūta/-as: Bitcoin, Ethereum, XRP, Litecoin, Stellar, Monero, Nem, Neo, Dash, Waves, Zcash, Ethereum Classic, Dogecoin	1) Vektoru autoregresija ar laikā mainīgiem parametriem (TVP – VAR) 2) MarketPsych Analytics sentiments tiek mērīts ne tikai caur emociju, bet arī finanšu valodas ietvaru.	1) Pastāv sakarība starp kriptovalūtu atdevi un sentimentu. 2) Informācijas pārraide notiek no kriptovalūtas atdeves uz sentimentu, nevis otrādi (kā tas pieņemts literatūrā). 3) Reddit un Telegram sentiments ir informatīvāks alternatīvajām monētām (kas nav Bitcoin).
Caffera, R. (2022) <i>Sentiment spillover and price dynamics: Information flow in the cryptocurrency and stock market</i> ¹⁰³		Pētījuma periods: 01.01.2018. – 20.02.2020. Pētījuma intervāls: dienas dati Novērojumu skaits: 537 Avots/medijs: Sanfrancisko Federālo rezervju bankas ASV ekonomikas sentiments.	1) Pārsona korelācijas tests Vektoru autoregresijas analīze 2) Savstarpējas informācijas indekss (Mutual information index)	1) Renjē pārneses entropija identificēja sakarības starp kriptovalūtu tirgu un akciju tirgu – abi tirgi ietekmē viens otru izmantojot investoru starpā izplatītos noskaņojumus. 2) Saskaņā ar pētījuma rezultātiem, investīciju stratēģijas ir ietekmētas

¹⁰² Akyildirim, E., Aysan, A.F., Cepni, O., Darendeli, S. P. C. (2021.). *Do investor sentiments drive cryptocurrency prices?* Economics Letters, Vol. 206, 109980.¹⁰³ Caffera, R. (2022.). *Sentiment spillover and price dynamics: Information flow in the cryptocurrency and stock market.* Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 593, 126983.

	Kriptoalūtas sentimenta indekss tika konstruēts izmantojot Global Online News Coverage Dataset Analizētā kriptoalūta/-as: Bitcoin Tāpat analizēti SP&500 dati	3) Renjē pārnese entropija (Renyi transfer entropy)	ar sentimentu, nevis ar cenu dinamiku.
Rognoe, L., Hyde, S., Zhang, S. (2020) <i>News sentiment in the cryptocurrency market: An empirical comparison with Forex</i>¹⁰⁴	Pētījuma periods: 01.01.2012. – 01.11.2018. Pētījuma intervāls: dienas dati Novērojumu skaits: 171 605 Avots/ medijs: Ziņu datubāze RavenPack, kas nodrošina jau aprēķinātu sentimentu Forex Capital Markets Analizētā kriptoalūta/-as: Bitcoin Ārvalstu valūta	1) Vektoru autoregresīvais modelis ar eksogēniem mainīgajiem (VARX). 2) Svērtais notikuma sentimenta rādītājs (WESS) – aprēķinātais sentimenta indekss ārvalstu valūtām.	1) Tikai pozitīvas ziņas par Bitcoin ietekmē Bitcoin atdevi, savukārt negatīvās Bitcoin ziņas investori ignorē. 2) Ziņas par kiberuzbrukumiem kriptoalūtām ir negatīvi saistītas ar Bitcoin atdevi un tādējādi mazina Bitcoin lietotāju entuziasmu. 3) Netika atrasti pierādījumi tam, ka Bitcoin reaģē uz neplānotām (ārkārtas) ziņām līdzīgi kā tradicionālajās valūtas.
Hassan, M. K, Hudaefi, F. A., Caraka, R. E. (2021)	Pētījuma periods: nav norādīts, tika atlasīti nesenākie tvīti (uz	1) Tekstizrace (<i>Text mining</i>) ar mašīnmācīšanās pieejas palīdzību.	1) Uzraudzītā mašīnmācīšanās kopumā atklāja 53 077 sentimentus no atlasītajiem 15 000 tvītiem.

¹⁰⁴ Rognoe, L., Hyde, S., Zhang, S. (2020.). *News sentiment in the cryptocurrency market: An empirical comparison with Forex*. International Review of Financial Analysis, Vol. 69, 101462.

<i>Mining netizen's opinion on cryptocurrency: sentiment analysis of Twitter data</i>¹⁰⁵	analīzes veikšanas brīdi) ar atslēgvārdu “kriptoalūta” Ziņojumu skaits: 15000 Avots/ medijs: Twitter Analizētā kriptoalūta/-as: visas, netika specifiski analizēta kāda konkrētā kriptoalūta	2) Leksikas analīze (<i>Lexicon analysis</i>) ar mašīnmācīšanās pieejas palīdzību.	2) Izlase galvenokārt satur pozitīvo sentimentu. Pozitīvais sentiments var raksturot investīciju pieaugumu decentralizētajā finanšu tirgū.
Kraaijeveld, O., Smedt, J. (2020) <i>The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices</i>¹⁰⁶	Pētījuma periods: 04.06.2018. – 04.08.2018. Pētījuma intervāls: dienas un stundas dati Ziņojumu skaits: 24 035 075 Avots/ medijs: Twitter Finanšu dati izgūti no CoinMarketCap Analizētā kriptoalūta/-as: Bitcoin, Ethereum, XRP, Bitcoin Cash, EOS, Litecoin, Cardano, Stellar and TRON	1) Sentimenta analīze tika veikta ar Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner. (VADER) algoritmu. 2) Grendžera celonības novērtējums (Granger-causality test).	1) Twitter sentimentam ir ievērojama ietekme uz Bitcoin, Bitcoin Cash un Litecoin cenu atdevi. 2) Twitter ikdienas līmenī vairāk ir kriptoalūtu tirgus “cēlonis” nekā “efekts”. Stundu analīzes gadījumā Twitter tikai reaģē uz tirgus aktivitātēm, nevis tam piemīt prognozēšanas spēja.

¹⁰⁵ Hassan, M. K, Hudaefi, F. A., Caraka, R. E. (2021.). *Mining netizen's opinion on cryptocurrency: sentiment analysis of Twitter data*, available: https://www.researchgate.net/publication/355885525_Mining_netizen's_opinion_on_crypto_currency_sentiment_analysis_of_Twitter_data

¹⁰⁶ Kraaijeveld, O., Smedt, J. (2020.). *The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices*. Journal of International Financial Markets, Institutions & Money, Vol. 65, 101188.

Naeem, M. A., Mbarki, I., Shahzad, S. J. H. (2021) <i>Predictive role of online investor sentiment for cryptocurrency market: Evidence from happiness and fears</i>¹⁰⁷	Pētījuma periods: 07.03.2016. – 29.12.2019. Pētījuma intervāls: dienas un nedēļas dati Avots/ medijs: Hedonometer CoinMarketCap Analizētā kriptovalūta/-as: Bitcoin, Litecoin, Ripple, Ethereum, Monero, Dash	1) Twitter Happiness index – Hedonometer datubāzē aprēķinātais laimes indekss. 2) FEARS index – aprēķināts investoru sentiments balstoties uz Google meklēto vārdu summu. 3) Mazāko kvadrātu metode (OLS) un kvantiļu regresija (QL).	1) Sentiments, jo īpaši, ja to nosaka laimes indekss (happiness index), ievērojami prognozē Bitcoin atdevi kā arī citas nozīmīgākās kriptovalūtas divos galējos tirgus stāvokļos un ekstrēmos sentimenta līmeņos. 2) Tādas kriptovalūtas kā LTC, XRP un ETH, ir labi ieguldījumu aktīvi, jo to atdeves dinamiku ietekmē tirgus sentiments. 3) Kriptovalūtas atdevi vairāk nosaka laimes sentiments, nevis FEARS indekss, kas atbilst kriptovalūtas dalībnieku raksturam, kuri, galvenokārt, ir jauni cilvēki, kurus vairāk vada sociālo mediju sentiments nekā makroekonomikas ziņas.
Sun, Y., Kong, X., Chen, T., Su, H., Zeng, X., Shen, Y. (2021) <i>Measuring Investor Sentiment of Cryptocurrency Market</i>	Pētījuma periods: 2014. gada janvāris – 2020. gada augusts Ziņojumu skaits: 278 471 Avots/ medijs: Chain Node Analizētā kriptovalūta/-as: Bitcoin un Ethereum	1) Vārdnīcas balstītās pieejas ietvaros pētnieki izveidoja vārdnīcu, kurā iekļāva 1757 vārdus, kas palīdzēja novērtēt sentimentu. 2) Tika veikta katra ziņojuma sentimenta indeksa	1) Atdeve kriptovalūtu tirgū ir ļoti saistīta ar investoru sentimentu. 2) Augsts sentiments asociējas ar lielāku pozitīvas atdeves iespējamību saskaņā ar loģistikas analīzi.

¹⁰⁷ Naeem, M. A., Mbarki, I., Shahzad, S. J. H. (2021.). *Predictive role of online investor sentiment for cryptocurrency market: Evidence from happiness and fears*. International Review of Economics and Finance, Vol. 73., p. 496-514.

<i>Using Textual Analytics on Chain Node</i> ¹⁰⁸		aprēķins, kā arī visa foruma Chain Node sentimenta indeksa aprēķins. 3) Loģistiskā regresija.	
AlNemer, H. A., Hkiri, B., Khan, M. A. (2021) <i>Time-Varying Nexus between Investor Sentiment and Cryptocurrency Market: New Insights from a Wavelet Coherence Framework</i> ¹⁰⁹	Pētījuma periods: 15.01.2013. – 15.11.2020. Pētījuma intervāls: mēneša dati Novērojumu skaits: 84 ikmēneša novērojumi Avots/ medijs: CoinMarketCap Sentix Investor Confidence indekss Analizētā kriptovalūta/-as: Bitcoin, Dogecoin, Ethereum, Litecoin, Tether	1) Viļņu koherences analīze (Wavelet Coherence Analysis) – sniedz lokalizētu korelāciju koeficients starp diviem mainīgajiem laika gaitā un pāri frekvencēm. 2) Daudzfaktoru viļņu analīze (The Multivariate Wavelet analysis) – ļauj pārbaudīt vairāku neatkarīgo mainīgo korelāciju ar atkarīgo mainīgo.	1) Attiecības starp Bitcoin un tā alternatīvām ir spēcīgākas īstermiņā nekā ilgtermiņā. 2) Attiecības starp kriptovalūtām ieinteresētu investorus, kuri meklē diversifikāciju kriptovalūtu ietvaros. 3) Investori tic, ka Bitcoin kustība ir kā barometrs citām tirgū esošajām kriptovalūtām.
Loginova, E., Tsang, W. K., Heijningen, G., Kerkhove, L. Ph., Benoit, D. F. (2021)	Pētījuma periods: 20.02.2017. – 06.04.2019. Pētījuma intervāls: dienas dati Novērojumu skaits: 768 Avots/ medijs:	1) Sentimenta analīze tika veikta ar Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner (VADER). 2) Latentā Dirihleta sadalīšana (Latent Dirichlet	1) Piedāvātie modeļi paredz Bitcoin atdevi, izmantojot tēmu un sentimenta funkcijas. 2) Aspektu un sentimenta analīzes funkcijas varētu izmantot kā elementu algoritmiskās tirdzniecības pieejā, ņemot vērā, ka

¹⁰⁸ Sun, Y., Kong, X., Chen, T., Su, H., Zeng, X., Shen, Y. (2021.). *Measuring Investor Sentiment of Cryptocurrency Market Using Textual Analytics on Chain Node*. Procedia Computer Science, Vol. 187., p. 542–548.

¹⁰⁹ AlNemer, H. A., Hkiri, B., Khan, M. A. (2021.). *Time-Varying Nexus between Investor Sentiment and Cryptocurrency Market: New Insights from a Wavelet Coherence Framework*. Journal of Risk and Financial Management, available: <https://www.mdpi.com/1911-8074/14/6/275>

<i>Forecasting directional bitcoin price returns using aspect-based sentiment analysis on online text data</i>¹¹⁰	CoinMarketCap Reddit CryptoCompare Bitcointalk Analizētā kriptovalūta/-as: Bitcoin, Tether, Ethereum, Ripple, Neo	allocation) izmantota tēmu izvilkumiem. 3) Dažādas mašīnmācīšanās pieejas – Naivais Baijess, Atbalsta vektoru Mašīnas, Loģistiskā regresija un Nejaušais mežs (Random forest).	tās uzlabo prognozēšanas veikspēju un sniedz ieskatu modeļa prognozēs ar lielāku precizitātes līmeni nekā izmantojot tradicionālās pieejas, piemēram, sentimenta polaritāti.
Naeem, M. A., Mbarki, I., Suleman, M. T., Vo, X. V., Shahzad, S. J. H. (2021) <i>Does Twitter Happiness Sentiment predictcryptocurrency?</i>¹¹¹	Pētījuma periods: 07.08.2015. – 31.12.2019. Pētījuma intervāls: dienas dati Ziņojumu skaits: Avots/ medijs: Hedonometer CoinMarketCap Analizētā kriptovalūta/-as: Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Monero, Dash	1) Twitter Happiness index – Hedonometer datubāzē aprēķinātais laimes indekss. 2) Mazāko kvadrātu metode 3) Grendžera celonības novērtējums	1) Rezultāti atklāja ievērojamu nelineāru Grendžera cēloņsakarību visā datu kopā. 2) Laimes sentiments ir nozīmīgs prognozētājs piecām kriptovalūtām, izņemot Dash. 3) Laimes sentimenta spēja būt par nozīmīgu kriptovalūtu prognozētāju, ir atkarīga no tā, vai tirgus ir lācīgs, normāls vai vēršs.

Avots: Autores izveidots zinātnisko publikāciju apkopojums

¹¹⁰ Loginova, E., Tsang, W. K., Heijningen, G., Kerkhove, L. Ph., Benoit, D. F. (2021.). *Forecasting directional bitcoin price returns using aspect-based sentiment analysis on online text data*. Machine Learning, available: https://www.researchgate.net/publication/356366176_Forecasting_directional_bitcoin_price_returns_using_aspect-based_sentiment_analysis_on_online_text_data

¹¹¹ Naeem, M. A., Mbarki, I., Suleman, M. T., Vo, X. V., Shahzad, S. J. H. (2021.). *Does Twitter Happiness Sentiment predictcryptocurrency?* International Review of Finance, Vol. 21, Issue 4, p. 1529 -1538.

2.3. Datu iegūšana un apstrāde

Reddit platforma kā datu ieguves avots tika izvēlēta vairāku aspektu dēļ – tā tiek uzskatīta par sociālo mediju, tomēr tā atšķiras no citiem līdzīgiem kanāliem, jo balstās uz apakškopām (*subreddit*) un tās ekosistēma ir līdzīga forumiem.¹¹²

Dalībnieku anonimitāte sniedz iespēju brīvi izteikties par dažādām tēmām nebaidoties no publiskā nosodījuma, tomēr arī paver iespēju platformu izmantot ļaunprātīgos nolūkos, noniecinot kādu kompāniju vai produktu.

Analizējamā materiāla atlasīšana notiks ar “skrāpēšanas” (*web scrapping*)¹¹³ palīdzību, kas faktiski ļaus lejuplādēt visus ar noteiktiem digitāliem aktīviem saistītos ziņojumus un komentārus par noteiktu laika periodu Excel, tādējādi izveidojot pētniecībai nepieciešamo datubāzi.

Pētījumam tiks atlasīti ziņojumi, kas satur vienu vai vairākus analizējamo digitālo aktīvu nosaukumus - *Decentraland*, *Tezos* un *Chiliz* vai to kodus *MANA*, *XTZ* un *CHZ*, kā arī *Ethereum* un tā kodu *ETH*. Lai analīzes rezultāti būtu precīzāki, tie ziņojumi, kuros tika iekļauti vairāki tokenu nosaukumi, tiks izmantoti analīzei atsevišķi pie katra no minētajiem digitālajiem aktīviem. Šie NFT tika izvēlēti analīzei divu iemeslu dēļ: (1) tie jau ir salīdzinoši ilgu laiku tirgū, tātad, lietotāji zina par šādu digitālo aktīvu esamību un apspriež ar tiem saistītos jautājumus sociālajos medijos; (2) tiem ir salīdzinoši liela tirgus kapitalizācija (skatīt 2.3.1. tabulu “Digitālo aktīvu raksturojums”).

Ziņojumi tiks atlasīti par 2021. gadu, jo tā kā digitālie aktīvi strauji attīstās, kā arī šajā jomā nemitīgi notiek izmaiņas gan tehnoloģiskās attīstības, gan likumdošanas dēļ, būtu efektīvi analizēt aktuālākos ziņojumus, jo tie vislabāk spētu iezīmēt kriptovalūtu tirgū esošās tendences.

Analizējamo ziņojumu atlase tiks veikta izdzēšot ziņojumus, kas satur tikai zīmējumus/fotoattēlus/linkus, kā arī no citiem avotiem pārpublicētas ziņas, tādējādi analīzei izmantojot tikai oriģinālziņas un komentārus, kas rakstīti *Reddit* platformā.

Tāpat, netiks ņemtas vērā emocijzīmes, jo, lai gan bieži vien, ar to palīdzību tekstam tiek piešķirta cita nozīme vai nokrāsa, tehniski tās ir sarežģīti interpretēt, tāpēc ziņojumi, kas saturēs emocijzīmes, arī tiks dzēsti.

¹¹² Reddit, available: <https://www.redditinc.com/> (skatīts 15.12.2021)

¹¹³ Agarwal, A. (2020.). *How to Scrape Reddit with Google Scripts*, available: <https://www.labnol.org/internet/web-scraping-reddit/28369/> (skatīts 15.12.2021)

Digitālo aktīvu raksturojums

Digitālā aktīva nosaukums	Dibināšanas gads	Tirgus kapitalizācija ¹¹⁴	Par digitālo aktīvu
<i>Chiliz</i> ¹¹⁵	2018	1.337 miljardi	<i>Chiliz</i> nodrošina sporta un izklaides uzņēmumiem uz blokķēdi balstītus rīkus, lai palīdzētu tiem piesaistīt auditoriju un gūt peļņu.
<i>Decentraland</i> ¹¹⁶	2017	3.89 miljardi	<i>Decentraland</i> ir 3D virtuālās pasaules pārlūkprogrammas platforma. Lietotāji platformā var iegādāties virtuālos zemes gabalus kā NFT, izmantojot MANA kriptovalūtu, kas izmanto <i>Ethereum</i> blokķēdi.
<i>Tezos</i> ¹¹⁷	2017	2.682 miljardi	Pēc dizaina <i>Tezos</i> ietver ilgtermiņa jaunināšanu, atvērtu līdzdalību, sadarbību un viedo līgumu drošību.
<i>Ethereum</i> ¹¹⁸	2015	359.587 miljardi	<i>Ethereum</i> ir kopienas pārvaldīta tehnoloģija, kas nodrošina kriptovalūtu ETH un tūkstošiem decentralizētu lietojumprogrammu.

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz tīmekļa vietnēs pieejamo informāciju

Kopumā pēc nosaukumiem un kodiem no *Reddit* platformas tika izgūti 9 151 ar *Tezos* saistītie ziņojumi, 9 295 ar *Decentraland* saistītie ziņojumi, 2 773 - ar *Chiliz* saistītie ziņojumi un 41 989 – *Ethereum* ziņojumi, kas nozīmē, ka sākotnēji Excel datubāzē tika iekļauti 63 208 ziņojumi, kuri pētījumu gaitā tiks filtrēti un kodēti atbilstoši sentimenta analīzei.

¹¹⁴ Top Collectibles & NFTs Tokens by Market Capitalization, available: <https://coinmarketcap.com/view/collectibles-nfts/> (skatīts 17.02.2022)

¹¹⁵ Chiliz, available: <https://www.chiliz.com/en/> (skatīts 17.02.2022)

¹¹⁶ Decentraland, available: <https://decentraland.org/> (skatīts 17.02.2022)

¹¹⁷ Tezos, available: <https://tezos.com/> (skatīts 17.02.2022)

¹¹⁸ Ethereum, available: <https://ethereum.org/en/> (skatīts 17.02.2022)

Tāpat, analīzei tika lejuplādēti digitālo aktīvu *Decentraland*, *Tezos*, *Chiliz* un *Ethereum* monētu tirgus (*coin market*) dienas dati par 2021. gadu no Yahoo! Finance tīmekļa vietnes, tādējādi iegūstot 361 gadījumu par katru no aktīviem. Pētījumā tiks izmantotas dienas slēgšanas cenas (*Adj Close*), jo tās kalpo kā noderīgi indikatori, lai novērtētu aktīvu cenu izmaiņas laika gaitā.

2.4. Sentimenta vārdnīca VADER

Reddit ziņojumu sentimenta noteikšanai tika izvēlēts VADER klasifikators, ar kura palīdzību būs iespējams precīzāk noteikt vārdu polaritāti, jo šis instruments tika izstrādāts mikrobloku teksta analīzei.

Metode apvieno sevī divas pieejas – uz vārdnīcu-balstītu un uz noteikumiem-balstītu pieeju, kas sekmēs veiksmīgāku rezultātu ieguvī. VADER ir iespējams izmantot gan Python, gan R programmēšanas valodās, tomēr šī darba ietvaros sentimenta analīze tiks veikta RStudio vidē.

Valences apzināta vārdnīca sentimentu argumentācijai (*Valence aware dictionary for sentiment reasoning* – VADER) ir metode, kas ir sniegusi daudzsološus rezultātus analizējot *Twitter* datus. VADER apvieno vārdnīcu un pastiprinātāju grupas, pieturzīmju transformāciju un emocijzīmes, lai aprēķinātu teksta sentimenta polaritāti. VADER sentimenta vārdnīca sastāv no vairāk nekā 7000 vienībām, kopā ar sentimenta intensitātes mērījumiem, ko apstiprinājuši cilvēki un kas īpaši pielāgoti sentimentam mikrobloku kontekstam.¹¹⁹

VADER ietver sevī kvalitatīvo un kvantitatīvo metožu kombināciju, klasifikators empīriski validē zelta standarta sentimenta leksikonu, kas ir īpaši pielāgots mikrobloku līdzīgiem kontekstiem. Analīze apvieno leksiskās iezīmes, ņemot vērā piecus vispārināmus noteikumus, kas iemieto gramatiskās un sintaktiskās konvencijas, kuras cilvēki izmanto, izsakot vai uzsverot sentimenta intensitāti. Heuristikas iekļaušana uzlabo sentimenta analīzes precizitāti dažādu jomu kontekstos.¹²⁰

2.5. Vektoru autoregresijas modelis (VAR)

Lai noteiktu attiecības starp *Reddit* ziņojumu sentimentu pagātnes novērojumiem un reālajām digitālo aktīvu dienas slēgšanas cenām, tiks izmantots vektoru autoregresijas modelis (*vector autoregression* – VAR).

¹¹⁹ Hutto, C.J., Gilbert, E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. Conference: Proceedings of the Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media

¹²⁰ Turpat.

VAR ir sistēmas regresijas modelis (t.i., pastāv vairāk nekā viens atkarīgais mainīgais), ko var uzskatīt par sava veida hibrīdu starp vienfaktoru laikrindu modeļiem un vienlaicīgo vienādojumu modeļiem. Vienkāršākais gadījums ir divfaktoru VAR (2.5.1.) un (2.5.2.), kurā ir tikai divi mainīgie, y_{1t} un y_{2t} , kuru katra pašreizējā vērtība ir atkarīga no dažādām abu mainīgo lielumu iepriekšējo k vērtību kombinācijām, un kļūdām¹²¹

$$y_{1t} = \beta_{10} + \beta_{11}y_{1t-1} + \dots + \beta_{1k}y_{1t-k} + \alpha_{11}y_{2t-1} + \dots + \alpha_{1k}y_{2t-k} + u_{1t} \quad (2.5.1.)$$

$$y_{2t} = \beta_{20} + \beta_{21}y_{2t-1} + \dots + \beta_{2k}y_{2t-k} + \alpha_{21}y_{1t-1} + \dots + \alpha_{2k}y_{1t-k} + u_{2t} \quad (2.5.2.)$$

kur u_{1t} ir baltā trokšņa traucējumu apzīmējums ar $E(u_{it}) = 0$, ($i = 1, 2$), $E(u_{1t}u_{2t}) = 0$. Tādējādi acīmredzama ir VAR modeļa elastība un vispārināšanas vieglums. Piemēram, modeli varētu paplašināt, ietverot slīdošā vidējā kļūdas, vai arī iekļaujot g mainīgos $y_{1t}, y_{2t}, y_{3t}, \dots, y_{gt}$, kur katram no tiem ir vienādojums.¹²² VAR ir vispārīga dinamiska specifikācija, jo katrs mainīgais ir novēlota visu mainīgo lielumu vērtību funkcija. Katrā vienādojumā ir daudz katra mainīgā novēlojumu, tāpēc mainīgo lielumu kopa nedrīkst būt pārāk liela.¹²³

Pirms modeļu novērtēšanas ir jāpieņem lēmums par maksimālā novēlojuma garumu k , jo pārāk daudz novēlojumu patērēs brīvības pakāpes un radīs iespējamu multikolinearitāti. Pārāk maza skaita novēlējumu iekļaušana radīs specifikācijas kļūdas. Viens no veidiem kā pieņemt lēmumu par novēlējuma garumu ir tādu kritēriju kā *Akaike* vai *Schwarz* izmantošana, izvēloties tādu modeli, kas dod zemākās šo kritēriju vērtības.¹²⁴

Aprēķinātais VAR modelis parasti tiek pārbaudīts ar šādiem statistiskiem paņēmieniem - statistiskās nozīmības testiem, impulsu reakciju un variācijas dekompozīciju. Impulsu reakcija tiek izmantota, lai redzētu, kā mainīgie reaģēs, ja vienības šoks tiek piemērots katra mainīgā kļūdai. Variācijas dekompozīcija dod procentuālo daļu no atkarīgā mainīgā dispersijas, kas ir sava šoka dēļ pretstatā citu mainīgo šokiem, jo šoks mainīgajā ietekmēs ne tikai sevi, bet arī citus mainīgos lielumus vienlaicīgu vienādojumu iestatīšanas dēļ.¹²⁵

¹²¹ Keating, J. W. (1992.). *Structural Approaches to Vector Autoregressions*, available: https://files.stlouisfed.org/files/htdocs/publications/review/92/09/Vector_Sep_Oct1992.pdf

¹²² Brooks, Ch. (2008.). *Introductory Econometrics for Finance. Second Edition*. Cambridge: Cambridge University Press, p. 290.

¹²³ Keating, J. W. (1992.). *Structural Approaches to Vector Autoregressions*, available: https://files.stlouisfed.org/files/htdocs/publications/review/92/09/Vector_Sep_Oct1992.pdf

¹²⁴ Gujarati, D. N., Porter, D.C. (2009.). *Basic Econometrics. Fifth Edition*. New York: McGraw-Hill/Irwin, p. 785.

¹²⁵ Kralik, L. I. (2012). *Macroeconomic Variables and Stock Market Evolution*. Romanian Statistical Review, Vol. 60(2), p. 197-203.

VAR analīzes standarta prakse ir ziņot par Grendžera cēlonības rezultātu testiem, impulsu reakcijām un prognozēto kļūdu dispersijas dekompozīciju. VAR sarežģītās dinamikas dēļ šī statistika ir informatīvāka nekā aprēķinātie VAR regresijas koeficienti vai R^2 statistika.¹²⁶

Grendžera cēlonība pārbauda, vai viena mainīgā novēlotās vērtības palīdz paredzēt citu mainīgo.¹²⁷ Grendžera cēlonība lineārajiem modeļiem ir šāda: Y_t ir Grendžera cēlonis Z_t , ja pagātnes Y_t uzvedība var labāk paredzēt Z_t uzvedību nekā pagātnes Z_t pagātne viens pats. Grendžera cēlonība var strādāt arī otrādāk.¹²⁸

Impulsu reakcijas tiek izmantotas, lai izsekotu VAR vienādojumu kopu dinamiskās atbildes uz identificētiem šokiem. Tā kā tie ir slīdošie vidējie parasti stacionāriem autoregresīviem procesiem, tiek sagaidīts, ka šie šoki izzudīs vai atgriezīsies līdz nullei. Turklāt šoku identificēšana parasti pieņem, ka šoku lielums ir 1 kļūdas standartnovirze VAR modelī. Šie sākotnējie impulsi tiek izsekoti kā laika funkcijas. Tā kā VAR modeļa impulsu reakcijas ir balstītas uz aprēķinātajiem autoregresīvajiem koeficientiem un to slīdošo vidējo attēlojumu, tie paši par sevi ir nejauši lielumi. Impulsi, kuri parāda viena mainīgā dinamisko reakciju uz šoku vai inovāciju citā, iegūst vidējo lielumu un dispersiju. Vidējā lieluma aprēķinu nodrošina agrākais impulsa reakcijas aprēķins, kas nosaka šoku sēriju ietekmi uz vienādojumu sistēmu kā funkciju no novērtētajiem autoregresīvajiem parametriem.¹²⁹

Prognozētās kļūdas dispersijas dekompozīcija ir kļūdas dispersijas procentuālais daudzums, kas veikts, prognozējot mainīgo lielumu konkrēta šoka dēļ noteiktā periodā. Tādējādi, prognozētās kļūdas dispersija dekompozīcija ir kā daļējs R^2 prognozes kļūdai prognozes periodā.¹³⁰

2.6. Atbalsta vektoru regresijas modelis (SVR)

Atbalsta vektoru regresija (*support vector regression* – SVR) modeli apmāca, izmantojot simetrisku zaudējuma funkciju (*symmetrical loss function*), kas vienādi “soda” pārlietu augstu un pārlietu zemu novērtējumu. Atbalsta vektoru regresija tiek panākta, ieviešot ϵ -nejūtīgu reģionu ap funkciju, ko sauc par kļūdu cauruli (ϵ -tube). Atbalsta vektoru regresija tiek formulēta kā

¹²⁶ Stock, J. H., Watson, M. W. (2001.). *Vector Autoregressions*. Journal of Economic Perspectives, Vol. 15, No. 4, p. 101 – 115.

¹²⁷ Turpat.

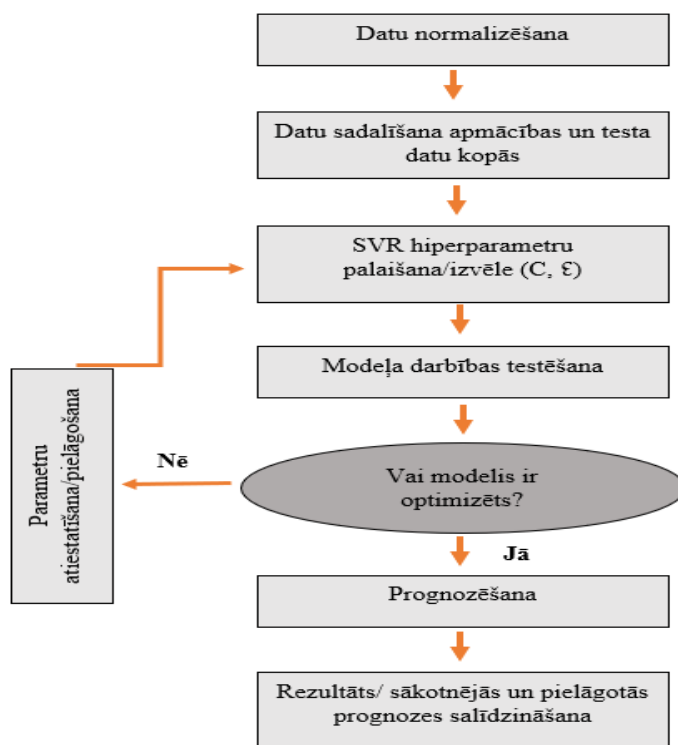
¹²⁸ Brandt, P. T., Williams, J. T. (2011.). *Basic Vector Autoregression Models In: Multiple Time Series Models*. SAGE Publications, Inc., Thousand Oaks, p. 16 – 17.

¹²⁹ Turpat, p. 25.

¹³⁰ Stock, J. H., Watson, M. W. (2001.). *Vector Autoregressions*. Journal of Economic Perspectives, Vol. 15, No. 4, p. 101 – 115.

optimizācijas problēma, minimizējot izliektu ϵ -nejutīgu zaudējuma funkciju (*loss function*), kā arī atrodot plakanāko cauruli, kura satur lielāko daļu apmācības gadījumu. Pēc tam tiek atrisināts izliektās optimizācijas uzdevums, izmantojot atbilstošu skaitlisko optimizācijas algoritmu metodi. Hiperplakne ir attēlota atbalsta vektoru izteiksmē, kuri ir apmācību paraugi, kas atrodas ārpus caurules robežas. Atbalsta vektori ir visvairāk ietekmējamie gadījumi, kas ietekmē caurules formu, kā arī tiek pieņemts, ka apmācību un testa datiem jābūt neatkarīgiem un identiski sadalītiem. Tāpat, tiem jābūt iegūtiem no vienas un tās pašas fiksētas, bet nezināmas varbūtības sadalīšanas funkcijas uzraudzītas mācīšanās kontekstā. Viena no galvenajām atbalsta vektoru regresijas priekšrocībām ir tā, ka tās skaitļošanas sarežģītība nav atkarīga no ievades telpas dimensijas. Turklāt modelim ir lieliska vispārināšanas spēja ar augstu prognozēšanas precizitāti.¹³¹

Lai veiksmīgi izveidotu atbalsta vektoru regresijas modeli, tika izmantota shēma, kas attēlota 2.6.1. attēlā.¹³²



2.6.1. att. Uz atbalsta vektoru regresiju balstītā prognozēšanas blokshēma

Avots: Autores veidots, izmantojot Das, U. K., Idris, M. Y. I., Tey, K. S., et.al. (2017.). *SVR-Based Model to Forecast PV Power Generation Under Different Weather Conditions*

¹³¹ Awad, M., Khanna, R. (2015.). *Efficient Learning Machines. Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers*. New York: Apress, p. 67-68.

¹³² Das, U. K., Idris, M. Y. I., Tey, K. S., et.al. (2017.). *SVR-Based Model to Forecast PV Power Generation Under Different Weather Conditions*. *Energies*, Vol. 10, article no. 876

Atbalsta vektoru regresija atrisina optimizācijas problēmu, iesaistot divus parametrus – regularizācijas parametru (bieži saukts par C jeb *cost*) un kļūdu jutīguma parametru (bieži saukts par ϵ jeb *epsilon*).¹³³ Augstāka hiperparametra C izvēle palielina atbalsta vektoru skaitu, kas, savukārt, palielina visas apmācību datu kopas novērtējuma efektivitāti. Zemākas C vērtības izvēle noved pie plakanākiem modeļiem. Hiperparametrs ϵ tiek izmantots, lai pielāgotu apmācības datus un kontrolētu ϵ -nejūtīgo cauruli (*ϵ -insensitive tube*), jo šī parametra vērtība var tieši ietekmēt regresijas funkcijā izmantoto atbalsta vektoru skaitu. Ja ϵ izvēlētajā vērtība ir liela, tiek noteikts mazs atbalsta vektoru skaits, kas palielina modeļa plakanumu, savukārt izvēloties mazāku vērtību, šis parametrs palielina atbalsta vektoru skaitu, kas ietekmē modeļa sarežģītību.¹³⁴

Modeļa veikspējas novērtējums atšķiras atkarībā no funkciju veidiem un paredzētajiem lietojumiem. Tie modeļi, kuri veidoti uz regresijas pamata un parasti ir paredzēti prognozēšanai, tiek novērtēti, izmantojot determinācijas koeficientu (*R-squared*), vidējo absolūto kļūdu (*mean absolute error* – MAE), vidējo kvadrātisko kļūdu (*root mean square error* – RMSE) un vidējo absolūto procentuālo kļūdu (*mean absolute percentage error* – MAPE) vērtības. Šie veikspējas rādītāji nodrošina modeļu precizitātes novērojumus un dispersijas proporcijas noteikšanu starp prognozētajiem un mērķa mainīgajiem.¹³⁵

Vidējā absolūtā kļūda ir vidējā atšķirība starp sākotnējām vērtībām un prognozētajām vērtībām. Tā norāda, cik lielā mērā prognozes atšķirās no faktiskā iznākuma. Tomēr MAE nesniedz informāciju par kļūdu progresēšanu, kas dažkārt ir nepieciešams, lai analizētu, vai modelis pārvērtē, vai nenovērtē datus. MAE var izteikt ar vienādojumu 2.6.1.:¹³⁶

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (2.6.1.), \text{ kur } y_i \text{ un } x_i \text{ ir paredzamās un patiesās vērtības un } n \text{ ir novērojumu skaits.}$$

Tā kā MAE metrika būtībā ir kļūdas absolūtais vidējais lielums starp prognozēto un patieso vērtību, modelis ar mazāku MAE ir ar labāku veikspēju.

Vidējo kvadrātisko kļūdu aprēķina izmaiņu likmi starp sākotnējo un prognozēto vērtību, kas parādās uzstādītajā modelī. Citiem vārdiem sakot, tas koncentrējas uz kļūdām, aprēķinot

¹³³ Hsia, J-Y., Lin, Ch-J. (2020.). *Parameter Selection for Linear Support Vector Regression*. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Vol.: 31, Issue: 12

¹³⁴ Alrefaeaa, S. D., Al Bakala, S. M., Algamalb, Z. Y. (2022.). *Hyperparameters Optimization of Support Vector Regression Using Black Hole Algorithm*. International Journal of Nonlinear Analysis and Applications, Vol.: 13(1), ISSN: 2008-6822

¹³⁵ Ali, O., Ishak, M. K., Ahmed, A. B., et.al. (2022.). *On-line WSN SoC Estimation Using Gaussian Process Regression: An Adaptive Machine Learning Approach*. Alexandria Engineering Journal, Vol. 61, p. 9831-9848.

¹³⁶ Zhang, H-C., Wu, Q., Li, F-Y. (2022). *Application of Online Multitask Learning Based on Least Squares Support Vector Regression in the Financial Market*. Applied Soft Computing, Vol. 121, 108754

standartnovirzi. Tāpēc, jo zemākas ir RMSE vērtības, jo mazāks ir atlikums, tādējādi, labāks modelis. To var izteikt ar vienādojumu 2.6.3.:¹³⁷

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}}{n} \quad (2.6.3.), \text{ kur } y_i \text{ un } \hat{y}_i \text{ ir attiecīgi faktiskās un prognozētās vērtības un } n \text{ ir novērojumu skaits.}$$

Vidējā absolūtā procentuālā kļūda ir mērs prognozēšanas precizitātei, ko izmanto kā zaudējuma funkciju mašīnmācīšanās metodēs. Precizitāti, izmantojot šo funkciju, var izteikt ar vienādojumu 2.6.4.:¹³⁸

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - P_i|}{Y_i} \quad (2.6.4.), \text{ kur } Y_i \text{ ir faktiskā vērtība, } P_i \text{ ir prognozētā vērtība un } n \text{ ir novērojumu skaits. Zema MAPE vērtība norāda uz augstāku precizitāti.}$$

RMSE lielākoties tiek uzskatīta par visefektīvāko rādītāju uz regresiju balstītu modeļu novērtēšanai. Parasti RMSE un MAE vērtības nosaka kļūdu dispersiju, savukārt R^2 raksturo piemērotību/ atbilstību.¹³⁹

Nākamajā nodaļā tiks apskatīti pētījuma rezultāti, kuri iegūti izmantojot iepriekš aprakstītās metodes – VADER algoritmu, VAR un atbalsta vektoru regresiju. Tāpat, tiks veikts arī lineārās regresijas modeļu novērtējums.

¹³⁷ Ye, J., Yang, Z., Ma, M., Wang, Y., Yang, X. (2022.). *ε -Kernel-free Soft Quadratic Surface Support Vector Regression*. Information Sciences, Vol. 594, p. 177-199.

¹³⁸ Nehra, P., Nagaraju, A. (2020.). *Host Utilization Prediction Using Hybrid Kernel Based Support Vector Regression in Cloud Data Centers*. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, available: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.04.011>

¹³⁹ Ali, O., Ishak, M. K., Ahmed, A. B., et.al. (2022.). *On-line WSN SoC Estimation Using Gaussian Process Regression: An Adaptive Machine Learning Approach*. Alexandria Engineering Journal, Vol. 61, p. 9831-9848.

3. PĒTĪJUMA REZULTĀTI

Šajā nodaļā tiks apskatīta jau iegūtā *Reddit* sentimenta datu sākotnējā izpēte, tostarp, apzināts digitālo aktīvu publicēto ziņojumu apmērs noteiktajos datumos, kā arī iegūti negatīvie, neitrālie un pozitīvie ziņojumu sentimentu. Tiks veikta lineāras regresijas analīze ar mērķi noskaidrot, kādi faktori ietekmē digitālo aktīvu dienas beigu cenas. Tāpat, šīs nodaļas ietvaros izveidoti vairāki VAR modeļi ar dažādiem novēlojumiem un specififikācijām. Katram statistiski nozīmīgajam modelim tiks veikts Grendžera cēlonības tests, lai noskaidrotu vai *Reddit* sentiments var tikt uzskatīts par cēlonību konkrētā NFT dienas beigu cenai. Tiks novērtētas impulsu reakcijas ar mērķi noteikt kāda perioda ietvaros sentimenta šokam ir ietekme uz dienas beigu cenām. Visbeidzot, tiks veikta prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija, lai novērtētu cik lielu daļu no dienas beigu cenas ir iespējams izskaidrot ar sentimenta šoka ietekmi. Papildus, *Tezos*, *Decentraland* un *Ethereum* tiks veikta atbalsta vektoru regresija ar mērķi pārbaudīt to, vai ar *Reddit* sentimentu palīdzību ir iespējams prognozēt dienas beigu cenas. Tāpat, tiks veikta prognozējamo modeļu hiperparametru pielāgošana.

3.1. *Subreddit* atlase un sentimenta datu sākotnējā izpēte

Redit apakšgrupu (*subreddit*) atlase tika veikta izmantojot atslēgas vārdus – *Tezos*, *Decentraland*, *Chiliz*, *Ethereum*, kā arī šo digitālo aktīvu saīsinājumus – XTZ, MANA, CHZ, ETH. Pētījumā tika izmantoti tikai tādi *subreddit*, kuru dalībnieku/sekotāju skaits ir vienāds vai lielāks par 10 tūkstošiem. Autore pieņem, ka *subreddit* ar mazāku dalībnieku skaitu var tikt uzskatīts par mazu kopienu, kuras sentiments spētu minimāli, vai nespētu pavisam ietekmē digitālo aktīvu cenu veidošanos. Tāpat tika pievērsta uzmanība konkrētā *subreddit* mērķim, piemēram, *r/EtherMining* kopienā tiek apspriesti, lielākoties, tehniskie jautājumi saistībā ar kriptovalūtu izraci, līdz ar to šis *subreddit* pētniecībai netika izmantots. Tāpat būtisks ir ierobežojums, kas saistīts ar iepriekš minēto “skrāpēšanas” metodi. Šī metode ļauj iegūt ziņojumus, kuri tika publicēti noteiktajā *subreddit*, tomēr, ja kopiena ir liela un satur daudz ziņojumu, ir iespējams, ka netiks atlasīti visi ziņojumi par konkrēto periodu, jo skripta izpildes laiks ir ierobežots, piemēram, autorei šādi notika ar *subreddit* *r/ethtrader* – izdevās iegūt ziņojumus tikai par 2021. gada oktobra, novembra un decembra datiem, līdz ar to šis *subreddit* tika izslēgts no analīzes. Tā kā *Ethereum* kriptovalūtu tirgū ir visilgāk, kā arī tas ir viens no populārākajiem digitālajiem aktīviem, *Reddit* tika izveidotas vairākas kopienas ar lielu dalībnieku skaitu, savukārt katram no NFT ir tikai pa vienai šādai kopienai. 3.1.1. tabulā tika apkopoti pētījumā izmantotās *subreddit* kopienas.

Pētījumā izmantoto *subreddit* apkopojums

Subreddit nosaukums	Dalībnieku skaits	Par subreddit
r/ethfinance ¹⁴⁰	80.5 tūkstoši	Kopiena paredzēta investoriem, lietotājiem, izstrādātājiem u.c., lai apspriestu <i>Ethereum</i> .
r/ethereum ¹⁴¹	1.3 miljoni	Nākamās paaudzes platforma decentralizētām lietojumprogrammām.
r/eth ¹⁴²	24.6 tūkstoši	<i>Subreddit</i> ir paredzēts ETH valūtai, kas nodrošina <i>Ethereum</i> platformas darbību.
r/ethdev ¹⁴³	87.8 tūkstoši	Ar <i>Ethereum</i> saistītā apspriešana: līgumi, maki, klienti, infrastruktūra, rīki, modeļi u.c.
r/EthereumClassic ¹⁴⁴	64.1 tūkstoši	<i>Ethereum Classic</i> ir atvērta, decentralizēta un bezatļaujas publiska blokķēde.
r/ethstaker ¹⁴⁵	41.1 tūkstoši	Kopiena investoriem, tirgotājiem, lietotājiem, izstrādātājiem u.c., lai apspriestu <i>Ethereum Proof of Stake</i> algoritmu.
r/ethereumnoobies ¹⁴⁶	26.9 tūkstoši	<i>Subreddit</i> visiem jautājumiem par <i>Ethereum</i> pamatiem, tirdzniecību un citām saistītām tēmām.
r/decentraland ¹⁴⁷	86 tūkstoši	Uz blokķēdi balstīta virtuālās realitātes pasaule.
r/tezos ¹⁴⁸	69.7 tūkstoši	<i>Tezos</i> ir decentralizēta blokķēde, kura paredzēta aktīviem un lietojumprogrammām, kas var attīstīties, atjauninot sevi.
r/chiliZ ¹⁴⁹	28.4 tūkstoši	Pasaulē vadošā sporta un izklaides digitālā valūta.

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz *Reddit* pieejamo informāciju par katru no kopienām

¹⁴⁰ r/ethfinance community, available: <https://www.reddit.com/r/ethfinance/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴¹ r/ethereum community, available: <https://www.reddit.com/r/ethereum/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴² r/eth community, available: <https://www.reddit.com/r/eth/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴³ r/ethdev community, available: <https://www.reddit.com/r/ethdev/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴⁴ r/EthereumClassic community, available: <https://www.reddit.com/r/EthereumClassic/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴⁵ r/ethstaker community, available: <https://www.reddit.com/r/ethstaker/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴⁶ r/ethereumnoobies community, available: <https://www.reddit.com/r/ethereumnoobies/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴⁷ r/decentraland community, available: <https://www.reddit.com/r/decentraland/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴⁸ r/tezos community, available: <https://www.reddit.com/r/tezos/> (skatīts 05.02.2022)

¹⁴⁹ r/chiliZ community, available: <https://www.reddit.com/r/chiliZ/> (skatīts 05.02.2022)

Pirms sentimenta polaritātes noteikšanas ar vārdnīcas VADER palīdzību, tika veikta sākotnējā datu tīrīšana Excel failā, kurā dati tika uzglabāti. Katram no komentāriem “skrāpēšanas” rezultātā tika pievienots oriģināllinks, kuru uzklikšķinot bija iespējams nonākt pie šī komentāra pirmavota. Tā kā *Reddit* sastāv no apakšgrupām (*subreddit*), kuras tiek veidotas balstoties uz dalībnieku interesēm, tad pašsaprotami, ka šādās kriptovalūtu kopienās tiek pārpublicēti raksti, komentāri un ziņas no citiem avotiem. Līdz ar to tika izdzēsti tie ziņojumi/komentāri, kuru linki nebija saistīti ar *Reddit* platformu. Tāpat tika izdzēsti tēmturi (*hashtags*), kuri līdz ar komentāriem tika ielasīti datubāzēs, kā arī komentāri, kuri saturēja tikai emocijzīmes/simbolus/ciparus/linkus, kā arī ziņojumu/komentāru dublikāti (ielasot ziņojumus no dažādiem *subreddit*, vairāki komentāri atkārtojās). Tika izdzēsti arī komentāri citās valodās – visbiežāk bija sastopami ziņojumi ķīniešu un krievu valodās.

VADER algoritms nespēja identificēt vārdu polaritāti vairākiem komentāriem/ziņojumiem, tādējādi tiem netika piešķirts sentiments. Sekojošam komentāru/ziņojumu skaitam VADER nespēja noteikt sentimentu: 296 *Decentraland* komentāriem, 244 *Tezos* ziņojumiem, 87 *Chiliz* un 738 *Ethereum* komentāriem. Šīs tukšās vērtības tika izdzēstas.

VADER piešķir katram no ziņojumā esošajiem vārdiem noteiktu vērtību, tādējādi nosakot komentāra proporcionālo polaritāti – cik lielā mērā komentārs ir pozitīvs, neitrāls vai negatīvs, no šīm proporcijām nosakot kopējo komentāra sentimentu.

3.1.2. tabula

Sentimenta aprēķināšanas piemērs ar VADER algoritmu

Teksts	Kopējais sentiments	Pozitīvs	Neitrāls	Negatīvs
<i>How do you all feel about ETC compared to Bitcoin and Ethereum? I love ETC but want everyone's honest opinions</i>	0.818	0.333	0.667	0
<i>Can anybody answer this question? Is Tezos a defi crypto?</i>	0	0	1	0
<i>Decentraland Scam Warning</i>	-0.727	0	0.141	0.859

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Kā redzams 3.1.2. tabulā, tad gadījumā, ja komentāra polaritāte tika noteikta kā “neitrāla”, tad kopējais komentāra sentiments tiek novērtēts ar “0”, savukārt, ja komentārs ieguvis “negatīvas” polaritātes pārsvaru, tad kopējais sentiments ir ar “-” zīmi.

Pēc datu tīrīšanas analīzei tika izmantoti 7 064 *Decentraland* ziņojumi, 6 095 *Tezos* ziņojumi, 2 134 *Chiliz* ziņojumi, kā arī 26 542 *Ethereum* ziņojumi. Kopumā pētījumā tika izmantoti 41 836 komentāri un ziņojumi.

3.1.3. tabula

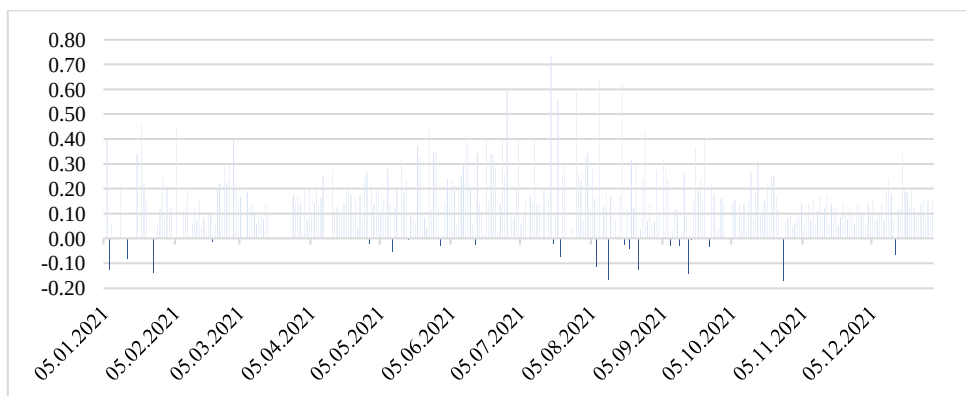
Ar VADER algoritmu aprēķinātā ziņojumu/komentāru polaritāte

Digitālais aktīvs	Pozitīvs	Neitrāls	Negatīvs
<i>Chiliz</i>	631	1248	255
<i>Decentraland</i>	2240	4139	685
<i>Tezos</i>	1895	3547	654
<i>Ethereum</i>	7820	14914	3808

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3.1.3. tabulā redzams, ka lielākai daļai *subreddit* komentāru piemīt neitrāla polaritāte, kas ir skaidrojams ar to, ka dalībnieki, lielākoties, iesaistās diskusijās par kādu no digitālajiem aktīviem ikdienas sarunas formā, nevis raksta slavinošus vai noniecinošus komentārus. Šāds ziņojumu polaritātes sadalījums liecina par to, ka dati ir ticami, komentāri nav publicēti savtīgos nolūkos.

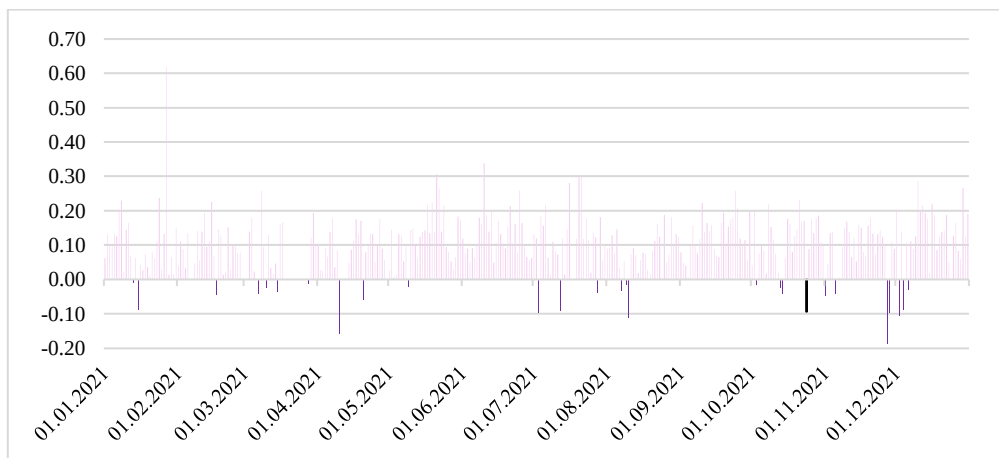
Veicot sentimenta noteikšanu ar VADER palīdzību tika konstatēts, ka vienas dienas ietvaros var būt desmiti vai pat simti komentāru ar dažādiem sentimentiem. Tā kā turpmākajā pētījumā tiks izmantoti Yahoo!Finance dienas dati, veiksmīgas analīzes veikšanai autore noteica konkrētās dienas sentimentu saskaitot visu komentāru vienas dienas ietvaros kopējo sentimentu un izdalot to ar komentāru/ziņojumu skaitu tajā dienā.



3.1.4. att. Sentimenta sadalījums *Decentraland* datiem

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

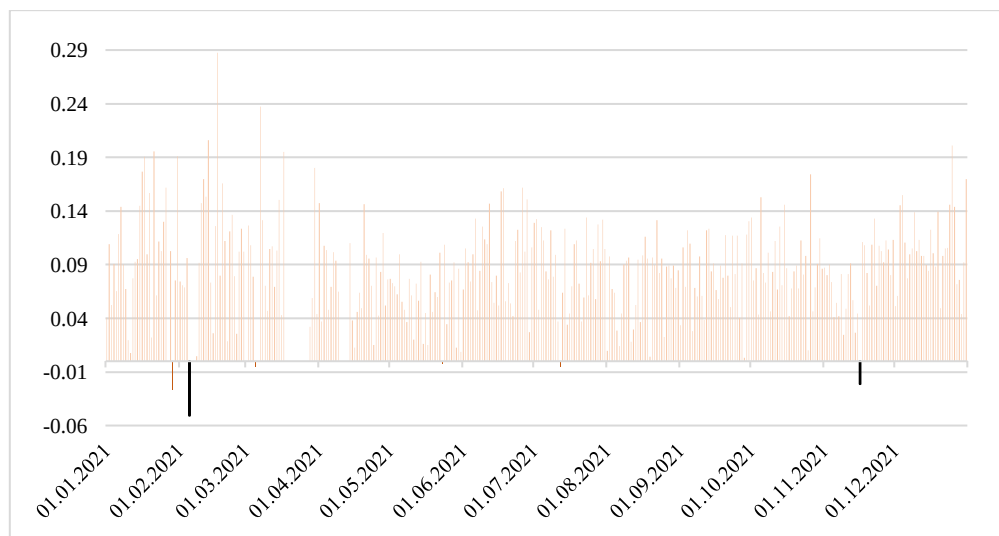
Apskatot 3.1.4. un 3.1.5. attēlus ir novērojamas kopējās tendences – gan *Decentraland*, gan *Tezos* ir daudz vairāk komentāru ar pozitīvo nokrāsu, nekā ar negatīvo, tomēr ir jāņem vērā tas, ka lielākai šo ziņojumu daļai pozitīvais sentiments nepārsniedz 0.40 vērtējuma atzīmi, līdz ar to stipri pozitīvo komentāru skaits nav tik liels.



3.1.5. att. Sentimenta sadalījums Tezos datiem

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

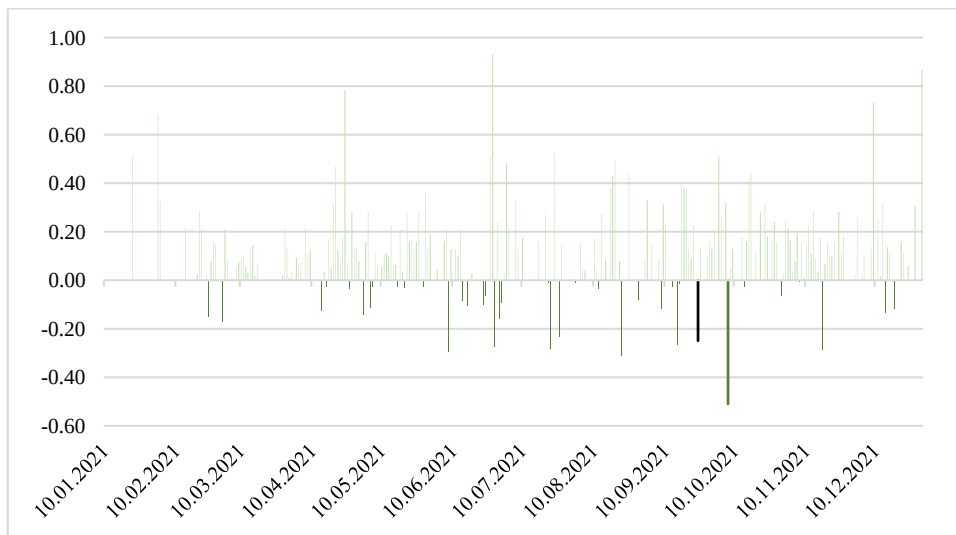
Arī 3.1.6. attēlā redzamais *Ethereum* negatīvais sentiments tika konstatēts vien dažās no dienām, lai gan arī pozitīvais sentiments nav ļoti izteikts – nevienas dienas pozitīvais sentiments nepārsniedz 0.30 vērtējuma atzīmi. Iespējams, tas var būt skaidrojams ar lielu komentāru skaitu, tādējādi gūstot daudz zemākas vidējās vērtības.



3.1.6. att. Sentimenta sadalījums Ethereum datiem

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3.1.7. attēlā redzami *Chiliz* dati atšķiras no pārējiem digitālajiem aktīviem gan ar datu retumu, gan arī ar izteiktāku ziņojumu/komentāru sentimentu, kas var būt saistīts ar to, ka dažās no dienām *subreddit* kopienā tika publicēts tikai viens ar *Chiliz* saistīts ziņojums/komentārs, kas arī noteica kopējo dienas sentimentu.



3.1.7. att. Sentimenta sadalījums *Chiliz* datiem

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Kopumā visiem analizējamajiem digitālajiem aktīviem piemīt pozitīvā sentimenta pārsvars par negatīvo, kas varētu liecināt par to, ka *Reddit* sentiments potenciāli varētu pozitīvi ietekmēt digitālo aktīvu cenu veidošanos, bet šis pieņēmums tiks pārbaudīts turpmākajās nodaļās.

3.2. Lineārās regresijas modeļu novērtējums

Lineārā regresija ir statistisks modelis, kas analizē attiecības un mijiedarbību starp atkarīgo mainīgo (y) un vienu vai vairākiem neatkarīgajiem mainīgajiem lielumiem (x vai skaidrojošie mainīgie). Regresijas modelis apraksta attiecības starp mainīgajiem izmantojot taisnu līniju. Šī analīze ļauj atrast visatbilstošāko līniju datiem, meklējot regresijas koeficientu vērtības, kas samazina modeļa kopējo kļūdu.

Lai gan galvenais pētījuma mērķis ir noteikt, vai *Reddit* sentimentam ir ietekme uz digitālo aktīvu cenu veidošanos, nepieciešams arī pārbaudīt vai/ cik lielā mērā tirgus indeksi ietekmē digitālo aktīvu cenu veidošanos, jo, bieži vien, abos tirgos – klasiskajā un alternatīvajā (kriptovalūtu) – investori pārklājas. Mainīgie, kuri tika izmantoti regresijas analīzē ir apkopoti 3.2.1. tabulā:

Regresijas analīzes mainīgie

Mainīgais	Apraksts
Ziņojumu skaits	Noteiktajā datumā par noteikto NFT uzrakstīto kopējo ziņojumu/komentāru skaits <i>Reddit</i> platformā
Sentiments	Iepriekš aprēķinātā noteiktās dienas kopējā sentimenta vērtība
Dienas beigu cena	Yahoo!Finance lejuplādētie dienas beigu cenu dati par katru no digitālajiem aktīviem (2021. gadā)
<i>Nasdaq Composite</i> akciju tirgus indekss (IXIC)	Yahoo!Finance lejuplādētie dienas beigu cenu dati par IXIC (2021. gadā). Indekss izvēlēts tāpēc, ka tam ir izteikti tehnoloģisks fokuss.
<i>CBOE Volatility Index</i> (VIX)	Yahoo!Finance lejuplādētie dienas beigu cenu dati par VIX (2021. gadā). Indekss izvēlēts tāpēc, ka tas ir populārs rādītājs akciju tirgus gaidāmajām svārstībām.
MSCI World Index (MSCI)	Yahoo!Finance lejuplādētie dienas beigu cenu dati par MSCI (2021. gadā). Indekss izvēlēts tāpēc, ka tas ir plašs globāls akciju indekss, kuru izmanto kā etalonu pasaules akciju fondiem.
Sentiments*IXIC	Mainīgais izveidots sareizinot sentimentu ar IXIC indeksu
Sentiments*VIX	Mainīgais izveidots sareizinot sentimentu ar VIX indeksu
Sentiments*MSCI	Mainīgais izveidots sareizinot sentimentu ar MSCI indeksu
Sentiments*ziņojumu skaits	Mainīgais izveidots sareizinot sentimentu ar ziņojumu skaitu dienā

Avots: Autores izveidots

Tā kā indeksu IXIC, VIX un MSCI dati ir pieejami tikai par darbdienām, tad brīvdienām tika piemērotas tādas pašas dienas beigu cenu vērtības, kādas tās bija pirmdienās.

No literatūras ir zināms, ka klasiskajos modeļos aktīvus ir iespējams izskaidrot ar tirgus indeksu palīdzību. Lai gan šī pētījuma ietvaros tiek analizēts alternatīvais tirgus, augstas nenoteiktības periodos var sagaidīt, ka digitālo aktīvu loma pieaug, līdz ar to ir iespējams pielietot tirgus indeksus arī kriptovalūtu cenu analīzei.

Tā kā ir iespējamība, ka mainīgajiem, savā starpā mijiedarboties, var tikt ietekmēts gala rezultāts, tika izveidoti vairāki mainīgie (*interactions*) sareizinot sentimentu ar kādu no indeksiem vai ziņojumu skaitu, ar mērķi pārbaudīt vai šāda mijiedarbība ietekmē digitālo aktīvu dienas beigu cenu.

Analīzes ietvaros tika novērtēta laicrindu stacionaritāte, jo klasiski tiek pieņemts, ka katrs laicrindas punkts ir neatkarīgs viens no otra, bet tā statistiskās īpašības laika gaitā nemainās. Stacionaritātes pārbaudei tika izmantota pakotnes *tseries*¹⁵⁰ funkcija *Phillips-Perron* tests (“pp.test”). *Phillips-Perron* vienības saknes testa nulles hipotēze ir, ka dati nav stacionāri. Sākotnējā pārbaudē nulles hipotēze tika noraidīta, tāpēc, lai datus varētu izmantot turpmākajā pētījuma, bija nepieciešams veikt to pārveidojumu – visas laicrindas tika diferencētas ar pirmās kārtas diferenci. Šāds datu pārveidojums ļāva stabilizēt svārstīgos datus (skatīt 1. pielikumā “Mainīgo stacionaritātes novērtējums”). Pēc transformācijas, datu stacionaritāte tika pārbaudīta vēlreiz ar *Phillips-Perron* vienības saknes testu. Tā kā visos gadījumos p-vērtība ir 0.01, tas ļauj noraidīt nulles hipotēzi un apstiprināt alternatīvo hipotēzi par to, ka digitālo aktīvu dati ir stacionāri (skatīt 2. pielikumā “Vienības saknes tests”).

Kriptoalūtām ir vairākas īpašības, tostarp cenu svārstība un augsta datu regularitāte, tāpēc to prognozēšanai kā atkarīgo mainīgo izmanto dienas beigu cenu¹⁵¹, nevis sagaidāmo ienesīgumu, kā tas ir pieņemts klasiskajā akciju cenu prognozēšanā. Lineārā regresija tiks veikta gan atkarīgajam mainīgajam – dienas beigu cena, gan arī atkarīgajam mainīgajam – sagaidāmais ienesīgums.

Lai novērtētu sentimentu, katram digitālajam aktīvam tika izveidots regresijas modelis, kurā kā atkarīgais mainīgais tika izvēlēta dienas beigu cena, bet kā faktori – visi 3.2.1. tabulā esošie mainīgie. Modeļi tika uzlaboti pakāpeniski izņemot vērtības, kuras nav statistiski nozīmīgas, tādējādi izveidojot 3.2.2. tabulā apkopotos gala modeļus:

¹⁵⁰ Trapletti, A., Hornik, K., LeBaron, B. (2022.). *Time Series Analysis and Computational Finance. Package ‘tseries’*, 54. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/tseries/tseries.pdf> (skatīts 01.04.2022)

¹⁵¹ Nasirtafreshi, I. (2022.). *Forecasting cryptocurrency prices using Recurrent Neural Network and Long Short-term Memory*. Data & Knowledge Engineering, Vol. 139, 102009

Labāko regresijas rezultātu apkopojums

X \ Y	Dienas beigu cena <i>Chiliz</i>	Dienas beigu cena <i>Decentraland</i>	Dienas beigu cena <i>Tezos</i>	Dienas beigu cena <i>Ethereum</i>
Ziņojumu skaits	————	6.70e-06 ***	————	0.080 (*)
Sentiments	0.056 (*)	0.017 *	0.050 (*)	0.064 (*)
IXIC	————	————	————	1.28e-07 ***
VIX	0.0007 ***	0.0008 ***	————	————
MSCI	————	————	5.84e-06 ***	————
Sentiments*IXIC	————	————	0.0442 *	————
Sentiments*VIX	————	————	————	————
Sentiments*MSCI	————	————	————	————
Sentiments*ziņojumu skaits	0.017 *	1.03e-07 ***	————	0.00524 **
Koriģētais determinācijas koeficients	0.04	0.10	0.07	0.08
F-statistika	5.881	10.7	9.94	8.901
p-vērtība	0.0006	3.613e-08	2.669e-06	7.619e-07

Nozīmīguma līmeņi: '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '(*)' 0.1

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz analīzes rezultātiem

Visu modeļu p-vērtības ir <0.05 , kas liecina par to, ka kopumā modeļi ir statistiski nozīmīgi. Digitālo aktīvu sentiments ir statistiski nozīmīgs vismaz pie 0.01 līmeņa, kas liecina, ka pastāv pozitīvas attiecības starp *Reddit* sentimentu un digitālo aktīvu dienas beigu cenu. Savukārt, determinācijas koeficients visos gadījumos ir zems – nevienā no gadījumiem tas nepārsniedz pat 10%. Tādējādi ļoti mazu daļu no dienas beigu cenas var izskaidrot ar dotajiem modeļiem. Visaugstākais determinācijas koeficients ir *Decentraland*, kas ir likumsakarīgi, jo visiem koeficientiem ir augsta statistiskā nozīmība.

Sagaidāmais ienesīgums tiks aprēķināts izmantojot CAPM (*Capital asset pricing model*) ar formulu¹⁵²:

$$E(r_i) = E(r_f) + \beta[E(r_m) - E(r_f)] \quad (3.2.3.)$$

kur $E(r_i)$ – sagaidāmais ienesīgums, $E(r_f)$ ¹⁵³ – bezriskā likme (izmantots ASV Valsts kases vērtspapīru tirgus ienesīgums ar 10 gadu nemainīgu dzēšanas termiņu), β – ieguldījumu beta (parāda sistemātisku aktīva risku salīdzinājumā ar indeksa etalonu (*benchmark*)), $E(r_m) - E(r_f)$ – tirgus riska prēmija.

Klasiskajā akciju cenu modelī aprēķinot beta koeficientu kā etalons tiek izmantots kāds no indeksiem, tomēr digitālo aktīvu gadījumā dati ir svārstīgi, tāpēc beta tiks aprēķināta arī kā etalonu izmantojot *Bitcoin* dienas beigu cenu.

Lai noteiktu atbilstošo etalona indeksu, tika veikta regresijas analīze starp diviem mainīgajiem – digitālo aktīvu un indeksu, ar mērķi noteikt, kurā no gadījumiem būs augstāks determinācijas koeficients. S&P500 uzrādīja lielāku determinācijas koeficientu, nekā citi indeksi (IXIC, MSCI, DJI), tāpat arī diezgan augstus rezultātus sniedza *Bitcoin* kā etalona izmantošana. 3.2.4. tabulā ir apkopoti koriģētie determinācijas koeficienti un beta vērtības atkarībā no digitālā aktīva un izmantotā etalona.

3.2.4. tabula

Beta vērtību un determinācijas koeficienta salīdzinājums

	S&P500		Bitcoin	
Digitālais aktīvs	Koriģētais determinācijas koeficients	Beta	Koriģētais determinācijas koeficients	Beta
<i>Chiliz</i>	0.077	~0.000	0.346	~0.000
<i>Decentraland</i>	0.436	0.002	0.216	~0.000
<i>Tezos</i>	0.133	0.001	0.589	~0.000
<i>Ethereum</i>	0.747	0.865	0.354	0.061

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz analīzes rezultātiem

¹⁵² Kayo, E. K., Martelanc, R., Brunaldi, E. O., da Silva, W. R. (2020.). *Capital Asset Pricing Model, Beta Stability, and the Pricing Puzzle of Electricity Transmission in Brazil*. Energy Policy, Vol. 142, 111485

¹⁵³ Market Yield on U.S. Treasury Securities at 10-Year Constant Maturity, available:

<https://fred.stlouisfed.org/series/DGS10> (skatīts 20.02.2022)

Tā kā 3.2.4. tabulas viennozīmīgi neliecina par vispiemērotāko etalonu, tiks izveidoti divi lineārās regresijas modeļi katram no aktīviem – vienā gadījumā kā atkarīgo mainīgo izmantojot sagaidāmo ienesīgumu, kura beta aprēķināta ar S&P500 indeksu, bet otrā gadījumā – sagaidāmā ienesīguma betu aprēķinot ar *Bitcoin*.

3.2.5. tabula

Sagaidāmais ienesīgums aprēķināts ar etalonu *Bitcoin*

X \ Y	ERR_BTC <i>Chiliz</i>	ERR_BTC <i>Decentraland</i>	ERR_BTC <i>Tezos</i>	ERR_BTC <i>Ethereum</i>
Ziņojumu skaits	0.076 (*)	0.064 (*)	0.025 *	—————
Sentiments	Nav stat. nozīmīgs	0.013 *	0.085 (*)	~0.000 ***
IXIC	~0.000 ***	0.052 (*)	—————	0.010 *
VIX	—————	0.003 **	4.36e-05 ***	0.020 *
MSCI	—————	0.010 *	—————	0.038 *
Sentiments*IXIC	—————	0.011 *	0.069 (*)	0.001 **
Sentiments*VIX	—————	—————	—————	—————
Sentiments*MSCI	—————	—————	—————	0.030 *
Sentiments*ziņojumu skaits	—————	~0.000 ***	—————	0.002 **
Koriģētais determinācijas koeficients	0.065	0.100	0.054	0.079
F-statistika	7.498	6.379	5.955	5.213
p-vērtība	7.653e-05	4.795e-07	0.0001215	1.171e-05

Nozīmīguma līmeņi: ‘****’ 0.001 ‘***’ 0.01 ‘**’ 0.05 ‘(*)’ 0.1

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz analīzes rezultātiem

Chiliz gadījumā nevienā no modeļiem, kuros kā atkarīgais mainīgais tika izmantots ienesīgums, sentiments netika uzrādīts kā statistiski nozīmīgs. Citu aktīvu gadījumā (izņemot *Ethereum* ar SP&500 etalonu – modelis nav statistiski nozīmīgs) modeļi bija statistiski nozīmīgi, kā arī daudzi mainīgie uzrādīja stipru statistisko nozīmību. Mainīgie, kuriem netika konstatēta statistiskā nozīmība, tika izņemti ārā, tomēr koriģētais determinācijas koeficients visos gadījumos ir zems, tāpat kā modelī, kurā kā atkarīgais mainīgais tika izmantota dienas beigu cena.

Sagaidāmais ienesīgums aprēķināts ar etalonu S&P500

X \ Y	ERR_SP500 <i>Chiliz</i>	ERR_SP500 <i>Decentraland</i>	ERR_SP500 <i>Tezos</i>	ERR_SP500 <i>Ethereum</i>
Ziņojumu skaits	0.073 (*)	0.068 (*)	0.021 *	—
Sentiments	Nav stat. nozīmīgs	4.83e-06 ***	0.097 (*)	0.005 **
IXIC	~0.000 ***	—	—	0.031 *
VIX	—	—	4.28e-05 ***	—
MSCI	—	0.006 **	—	0.072 (*)
Sentiments*IXIC	—	1.27e-05 ***	0.078 (*)	0.008 **
Sentiments*VIX	—	~0.000***	—	—
Sentiments*MSCI	—	~0.000 ***	—	0.037 *
Sentiments*ziņojumu skaits	—	—	—	—
Koriģētais determinācijas koeficients	0.065	0.109	0.055	0.011
F-statistika	7.581	7.882	6.043	1.828
p-vērtība	6.852e-05	5.995e-08	0.0001044	0.1067

Nozīmīguma līmeņi: ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘(*)’ 0.1

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz analīzes rezultātiem

Regresijas rezultāti parāda, ka sentimentam ir neliela ietekme uz digitālo aktīvu dienas beigu cenām. Tāpat, neskatoties uz papildus faktoru izmantošanu,niecīgu daļu no digitālo aktīvu cenas/sagaidāmā ienesīguma ir iespējams izskaidrot ar dotajiem mainīgajiem. Tā kā, izmantojot sagaidāmo ienesīgumu kā atkarīgo mainīgo, modeļu būtiski uzlabojumi netika konstatēti, turpmākajā analīzē kā y tiks izmantotas tikai digitālo aktīvu dienas beigu cenas, kā tas ir aprakstīts literatūrā kriptovalūtu analīzes gadījumā. Nākošajā nodaļā tiks pārbaudīts, vai sentimenta ietekme uz dienas beigu cenām palielinās, ja tiek ņemti vērā sentimenta novērojumi.

3.3. Vektoru autoregresijas modeļu novērtējums

Sākotnējai VAR analīzei tika izmantoti trīs mainīgie: “ziņojumu skaits”, “sentiments” un “dienas beigu cena”. Tāpat VAR modelēšana atsevišķi tika veikta izmantojot mainīgos, kuri tika uzrādīti kā statistiski nozīmīgi lineārās regresijas analīzes ietvaros, tomēr papildus mainīgo

pievienošana būtiski neietekmēja rezultātu, kas, iespējams, saistīts ar to, ka modelēšanas process ar lielāku mainīgo skaitu kļūst sarežģītāks un tiek ietekmētas brīvības pakāpes.

Laikrindu novērtēšanas brīdī tika konstatēts, ka, lai gan mainīgais “ziņojumu skaits” var liecināt par noteikta NFT popularitāti konkrētajā datumā, tas tomēr padarīja VAR modeļu specifikācijas vājākas, līdz ar to tika pieņemts lēmums turpmākajā VAR modelēšanā izmantot tikai divus mainīgos - “sentiments” un “dienas beigu cena”. Tāpat kā lineārās regresijas ietvaros, arī VAR analizē būtiska loma ir datu stacionaritātei, tāpēc tie tika diferencēti ar 1. kārtas diferenci.

VAR modeļu optimālais novērojums (skatīt 3.3.1.tabulā) tika novērtēts izmantojot pakotnes *vars*¹⁵⁴ komandas “varselect” daudzfaktoru iterācijas ar *Akaike Information Criterion* (AIC), *Hannan-Quinn Criterion* (HQ), *Schwarz Criterion* (SC) un *Final Prediction Error* (FPE).

3.3.1. tabula

Optimālais novērojumu skaits saskaņā ar kritēriju

Digitālais aktīvs	AIC	HQ	SC	FPE
<i>Chiliz</i>	9	4	2	9
<i>Decentraland</i>	7	5	2	7
<i>Tezos</i>	5	4	2	5
<i>Ethereum</i>	6	6	6	6

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Chiliz modeļi tika aprēķināti ar 2, 4 un 9 novērojumiem atbilstoši testos iegūtajiem rezultātiem (skatīt 3. pielikumu “VAR modeļu rezultāti” 3.1., 3.2. un 3.3. tabulas). Nevienā no VAR modeļa specifikācijām sentiments netika novērtēts kā statistiski nozīmīgs, tāpēc turpmākajā analizē *Chiliz* dati netika izmantoti.

Decentraland modeļi tika aprēķināti ar 2, 5 un 7 novērojumiem (skatīt 3. pielikumu “VAR modeļu rezultāti” 3.4., 3.5. un 3.6. tabulas). VAR(2) un VAR(5) modeļos sentiments netika uzrādīts kā statistiski nozīmīgs. VAR(7) modelī sentiments tika noteikts kā statistiski nozīmīgs pie 0.05 nozīmības līmeņa.

Tezos modeļi tika aprēķināti ar 2, 4 un 5 novērojumiem (skatīt 3. pielikumu “VAR modeļu rezultāti” 3.7., 3.8. un 3.9. tabulas). VAR(2) un VAR(5) modeļu specifikācijās sentiments tika uzrādīts kā statistiski nozīmīgs pie 0.1 līmeņa.

¹⁵⁴ Pfaff, B., Stigler, M. (2021.). *VAR Modelling. Package ‘vars’*, 52. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/vars/vars.pdf> (skatīts 25.02.2022)

Ethereum modelis tika aprēķināts tikai ar 6 novēlojumiem atbilstoši testos iegūtajiem rezultātiem (skatīt 3. pielikumu “VAR modeļu rezultāti” 3.10. tabulu), novērtējot sentimentu kā statistiski nozīmīgu pie 0.05 līmeņa.

Pēc VAR modeļu izveides, katram no tiem tika novērtēta sērijveida korelācija izmantojot pakotnes *vars* funkciju “*serial.test*” (skatīt 3.3.2. tabulā).

3.3.2. tabula

Sērijveida korelācijas novērtējums

Digitālais aktīvs	VAR modelis	Sērijveida korelācija <i>Breusch-Godfrey LM test</i> p-vērtība
<i>Decentraland</i>	VAR(2)	9.792e-08
	VAR(5)	0.022
	VAR(7)	0.324
<i>Tezos</i>	VAR(2)	~0.000
	VAR(4)	0.083
	VAR(5)	0.271
<i>Ethereum</i>	VAR(6)	0.668

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Tā kā autokorelācija var izraisīt to, ka novērtētās standartklūdas ir pārāk mazas, tādējādi koeficienti var šķist precīzāk novērtēti un statistiski nozīmīgāki, nekā tie patiesībā ir, tika veikts sērijveida korelācijas novērtējums ar *Breusch-Godfrey LM* testu. Testa nulles hipotēze ir, ka autokorelācija nepastāv – *Decentraland* VAR(2) un VAR(5), kā arī *Tezos* VAR(2) modeļos p-vērtības ir zemas, līdz ar to nulles hipotēze tika noraidīta, tādējādi apstiprinot alternatīvo hipotēzi par autokorelācijas pastāvēšanu. *Tezos* VAR(4) sentiments netika uzrādīts kā statistiski nozīmīgs, līdz ar to arī šo modeli ir nepieciešams atzīt par nederīgu turpmākajā pētījumā. Pārējiem modeļiem tests ļāva apstiprināt nulles hipotēzi par autokorelācijas neesamību.

3.3.1. Grendžera cēlonības tests

Grendžera cēlonības (*Granger causality test*) tests ir nepieciešams, lai novērtētu viena mainīgā cēlonību attiecībā pret visu modeli (otru mainīgo). Tests parāda, vai pastāv korelāciju starp viena mainīgā pašreizējo vērtību un citu mainīgo pagātnes vērtībām, bet tas nenozīmē, ka viena mainīgā izmaiņas izraisa izmaiņas citos mainīgajos. Svarīgi atzīmēt, ka Grendžera cēlonība var

atklāt cēloņsakarību starp mainīgajiem, tomēr rezultāts neliecina, vai šīs attiecības ir pozitīvas, vai negatīvas.

Nulles hipotēze Grendžera cēlonības testam ir, ka x mainīgais neizraisa y mainīgo. Grendžera cēlonība tika novērtēta tikai statistiski nozīmīgajiem VAR modeļiem, tādējādi pilnībā izslēdzot no analīzes *Chiliz*. Grendžera cēlonības tests tika veikts izmantojot pakotnes *vars* funkciju “causality”.

3.3.1.1. tabula

Grendžera cēlonības testa p-vērtību novērtējums ar cēloni “sentiments” un ietekmējamo mainīgo “dienas beigu cena”

Digitālais aktīvs un VAR modelis	p-vērtības
<i>Decentraland</i> VAR(7)	0.585
<i>Tezos</i> VAR(5)	0.501
<i>Ethereum</i> VAR(6)	0.436

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Novērtējot Grendžera cēlonību tika konstatēts, ka visos modeļos tika novērota sentimenta Grendžera cēlonība pret dienas beigu cenu, tādējādi tas nozīmē, ka ar sentimenta palīdzību potenciāli būtu iespējams prognozēt dienas beigu cenu *Decentraland*, *Tezos* un *Ethereum*.

Tāpat tika veikts Grendžera cēlonības divvirziena novērtējums, kā rezultātā tika konstatēts, ka “dienas beigu cenai” ir Grendžera cēlonība attiecībā pret sentimentu. Šāda divvirzienu Grendžera cēlonība ir bieži sastopama un aprakstīta literatūrā un ir skaidrojama ar to, ka nereti ir grūti noteikt, kurš no mainīgajiem ir cēlonis. *Reddit* sentiments var ietekmēt konkrētā digitālā aktīva dienas beigu cenu, tāpat kā dienas beigu cenas svārstības var ietekmēt sentimentu (ja NFT cena būtiski pieaug vai samazinās, tad cilvēki to apspriež kāda no tematiskajiem *subreddit*).

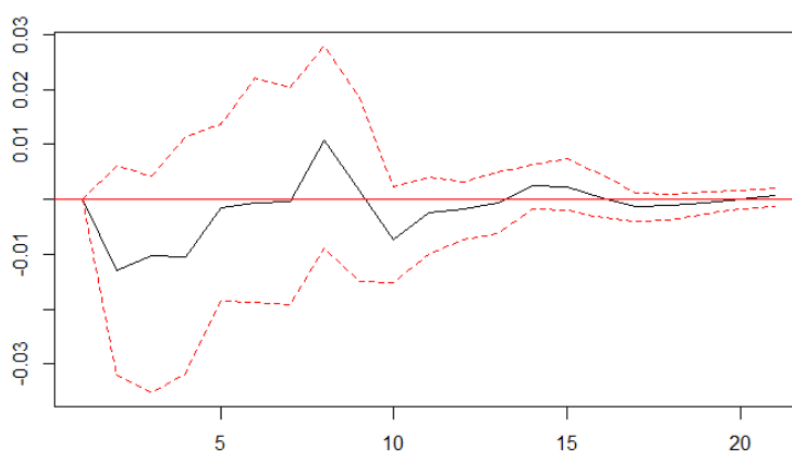
3.3.2. Impulsu reakcijas funkcijas novērtējumi

Impulsu reakcijas funkcijas (*impulse response function* – IRF) galvenais mērķis ir aprakstīt modeļa mainīgo lielumu attīstību, reaģējot uz šoku vienā vai vairākos mainīgajos, t.i., raksturot interesējošā mainīgā attīstību noteiktā laika periodā pēc šoka. IRF attiecas uz jebkuras dinamiskas sistēmas reakciju, reaģējot uz kādām ārējām izmaiņām. Impulsu reakciju vizualizācija ir noderīga, lai noteiktu un interpretētu cēloņsakarības gan īstermiņā, gan ilgtermiņā. Tradicionālajiem VAR modeļiem, impulsu reakcijas vienmēr tiecās uz nulli.

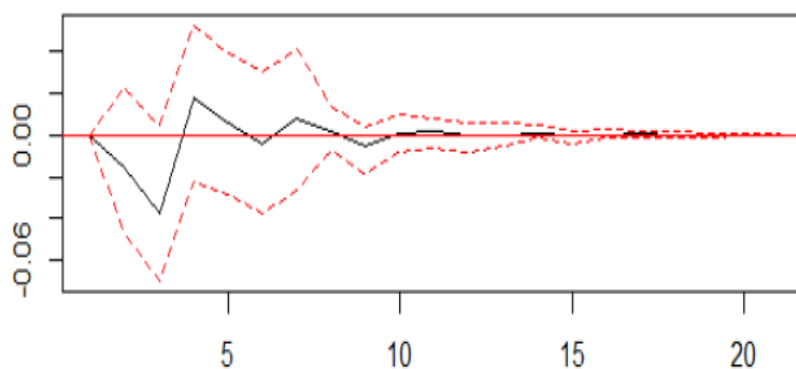
Tā kā pētījuma galvenais mērķis ir izprast vai *Reddit* ziņojumu sentiments ietekmē digitālo aktīvu cenu veidošanos, tad visos gadījumos tiks novērtēts sentimenta šoks uz digitālā aktīva dienas beigu cenu. Tiks novērtēti tikai tie modeļi, kuros “sentiments” statistiski nozīmīgi ietekmēja “dienas beigu cenu”.

Lai veiktu impulsu reakcijas novērtējumu, tika izmantota *Bootstrap* metode, kura ļāva veikt 100 simulācijas, ar kuru palīdzību tika noteikti impulsu reakciju ticamības intervāli (visos gadījumos 95%). Impulsu reakcijas tika novērtētas izmantojot pakotnes *vars* funkciju “*irf*”.

Decentraland VAR(7) modelis uzrāda reakciju uz sentimenta šoku līdz 10 periodam (dienai), savukārt sākot ar 11 periodu notiek tiekšanās uz līdzsvaru.



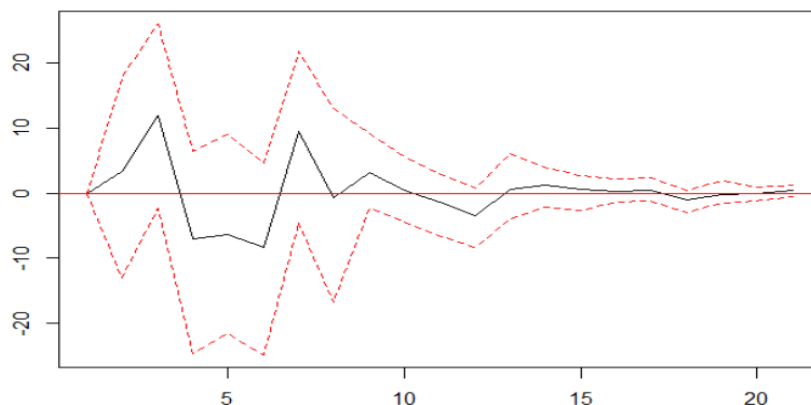
3.3.2.1. att. *Decentraland* sentimenta šoka ietekme uz dienas beigu cenām (VAR(7) modelis)



3.3.2.2. att. *Tezos* sentimenta šoka ietekme uz dienas beigu cenām (VAR(5) modelis)

Tezos VAR(5) modelis uzrāda, ka vienas standartnovirzes šoks uz sentimentu izraisa dienas beigu cenu samazinājumu līdz 3. periodam, pēc tam palielinājumu līdz 5 periodam. Sākot ar 7.

periodu notiek tiekšanās uz līdzsvaru. Savukārt *Ethereum* VAR(6) modeļa reakcija uz sentimenta šoku ir svārstīga līdz pat 13. periodam, pēc tam tiecoties uz neitrālo stāvokli.



3.3.2.3. att. *Ethereum* sentimenta šoka ietekme uz dienas beigu cenām (VAR(6) modelis)

Diviem modeļiem – *Decentraland* VAR(7), kā arī *Tezos* VAR(5) impulsu reakcijas līdz piektajai dienai tiek uzrādītas kā negatīvas, kas varētu liecināt to, ka sākotnēji parādās negatīva ziņa par kādu no digitālajiem aktīviem, kas veicina sentimenta šoku un tādējādi, arī negatīvi ietekmē dienas beigu cenu. *Decentraland* un *Tezos* nav plaši pazīstami digitālie aktīvi, līdz ar to potenciālie investori var reaģēt piesardzīgi uz ziņām saistībā ar šiem digitālajiem aktīviem. Augstākā pozitīvā ietekme *Tezos* un *Decentraland* modeļiem ir vērojama ap 5. vai 7. dienu atbilstoši. Savukārt, *Ethereum* gadījumā tā ir 3. dienā.

Visi impulsa reakcijas testi liecina par to, ka sentimenta šokam nav ilgtermiņa ietekme uz dienas beigu cenām, sākot ar 10. periodu lielākajai daļai digitālo aktīvu šāda ietekme vairs nepastāv.

3.3.3. Prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija

Svarīga VAR analīzes sastāvdaļa ir arī prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija (*forecast error variance decomposition* - FEVD), kas ļauj noteikt cik lielu daļu no katra mainīgā prognozēto kļūdu dispersijas var izskaidrot ar eksogēniem šokiem uz citiem mainīgajiem.

Tā kā impulsa reakcijas uzrādīja, ka sentimenta šoks *Ethereum* VAR(6) modeļa gadījumā atstāja ietekmi uz dienas beigu cenām līdz pat 13. periodam (dienai), tad prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija tiks veikta ar 15 soļiem, kā arī ar 1, 3, 5, 10 un 20 soļiem salīdzināšanai. Prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija tika novērtēta izmantojot pakotnes *vars* funkciju “fevd”.

Sentimenta procentu daļa no FVED

Digitālais aktīvs	Modelis	Periods					
		1	3	5	10	15	20
<i>Decentraland</i>	VAR(7)	0%	0,7%	1,00%	1,42%	1,47%	1,47%
<i>Tezos</i>	VAR(5)	0%	1,05%	1,26%	1,31%	1,31%	1,31%
<i>Ethereum</i>	VAR(6)	0%	0,6%	1,02%	1,68%	1,73%	1,74%

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Visiem modeļiem 1. periodā sentimenta šoka procentuālā ietekme uz dienas beigu cenām ir 0, kas var tikt skaidrota ar diferencēm, kuras tika izmantotas datu transformācijā. *Decentraland* VAR(7) un *Tezos* VAR(5) modeļiem var novērot to pašu, kas jau tika konstatēts spriežot pēc impulsu reakcijām – sentimenta šoka ietekme ir raksturīga līdz 10. periodam. Sākot jau ar 15. dienu šoka ietekme paliek nemainīga. *Ethereum* VAR(6) modeļa gadījumā sentimenta šoka ietekme paliek nemainīga sākot ar 20. periodu, izskaidrojot tikai 1,74% no dienas beigu cenām, tādējādi, visvairāk no visiem digitālajiem aktīviem izskaidro dienas beigu cenu.

Kopumā dienas beigu cenu procentuālā daļa, ko var izskaidrot ar sentimentu ir zema, nevienā no modeļiem tā nepārsniedza vairāk nekā 2%, kas norāda uz to, ka pastāv citi svarīgāki faktori, kuri lielākā mērā var izskaidrot dienas beigu cenu dotajiem digitālajiem aktīviem. Laika gaitā sentimentam ir tieksme izskaidrot arvien lielāku daļu no dienas beigu cenu izmaiņām, līdz tiek sasniegts maksimums un sentimenta procentuālā ietekme paliek nemainīga.

3.4. Atbalsta vektoru regresijas novērtējums

Atbalsta vektoru mašīnas pieeja var tikt izmantota kā regresijas, tā arī klasifikācijas problēmu risināšanai. Šīs metodes priekšrocība ir tāda, ka tā atbalsta gan lineārus, gan nelineārus risinājumus ar *Kernel* funkcijas palīdzību.

Ar atbalsta vektoru regresijas palīdzību tiks veikta atkarīgā mainīgā – dienas beigu cenas – prognozēšana, pamatojoties uz neatkarīgajiem mainīgajiem.

Tā kā atbalsta vektori (datu punkti), kas nosaka lēmuma robežu, nedrīkst būt reti vai unikāli, lai mašīnmācīšanās modelis nebūtu pilnībā atkarīgs no tā, vai katrs no tiem ir iekļauts datos, nepieciešams veikt datu sadalījumu divās kopās – apmācību un testa. Atbalsta vektoru mašīnas regresijas analīzei 70% datu tika izmantoti modeļu apmācībai un 30% - testēšanai.

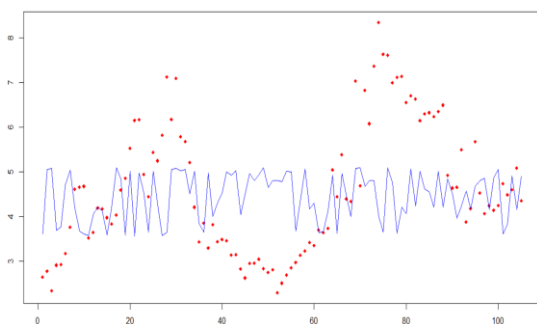
Atbalsta vektoru regresija tiks veikta trim digitālajiem aktīviem – *Tezos*, *Decentraland* un *Ethereum*, jo *Chiliz* gadījumā sentimentam netika konstatēta statistiski nozīmīga ietekme uz dienas beigu cenu. Analīzei tiks izmantoti oriģinālie dati, t.i., bez transformācijas (nelogaritmēti un nediferencēti), jo metode ir jūtīga pret datu izmaiņām un var uzrādīt mazāk precīzus rezultātus.

Katram no digitālajiem aktīviem tiks izveidoti vairāki modeļi:

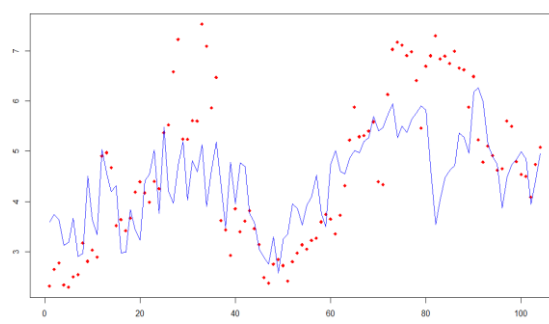
- (1) dienas beigu cena kā atkarīgais mainīgais, ziņojumu skaits un sentiments kā prediktori;
- (2) dienas beigu cena kā atkarīgais mainīgais un sentiments kā prediktors;
- (3) dienas beigu cena kā atkarīgais mainīgais, regresijas analīzē iegūtie statistiski nozīmīgie mainīgie kā prediktori;
- (4) dienas beigu cena kā atkarīgais mainīgais, akciju indeksi kā prediktori;
- (5) dienas beigu cena kā atkarīgais mainīgais, akciju indeksi kā prediktori, neiekļaujot modelī sentimentu;
- (6) veiksmīgākā modeļa pielāgotais variants.

Lai novērtētu modeļus, tika izvēlēts *radial kernel* regresijas tips, jo šī ir vispārējās nozīmes funkcija, kas parasti tiek izmantota, ja nav papildus priekšzināšanu par datiem.¹⁵⁵

Atbalsta vektoru regresijas modeļi tika novērtēti izmantojot pakotnes *e1071*¹⁵⁶ funkciju “svm”, bet vērtību prognozēšana (balstoties uz apmācītajiem “svm” modeļiem) veikta ar funkciju “predict”. Pēc modeļu apmācības, to prognozētspēja tika pārbaudīta uz testa datu kopas, izveidojot grafikus, kuros ar sarkanajiem punktiem ir atzīmētas oriģinālās dienas beigu cenu vērtības, savukārt ar zilo līniju – prognozētās vērtības.



3.4.1. att. *Tezos* prognozētā dienas beigu cena ar faktoru sentiments



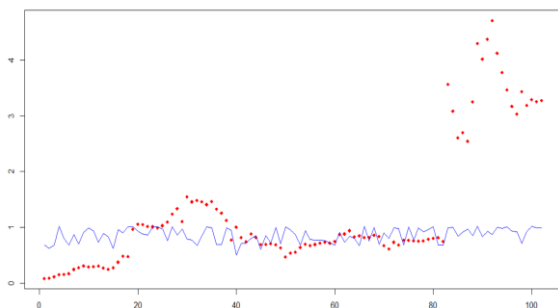
3.4.2. att. *Tezos* prognozētā dienas beigu cena ar faktoriem: sentiments, ziņojumu skaits, IXIC, VIX, MSCI

¹⁵⁵ Karatzoglou, A., Smola, A., Hornik, K. (2004.). *Kernlab – An S4 Package for Kernel Methods in R*, 22. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/vignettes/kernlab.pdf> (skatīts 01.04.2022)

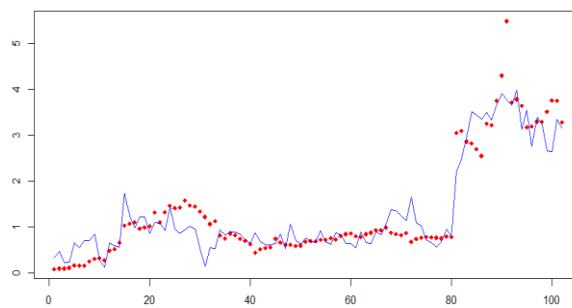
¹⁵⁶ Meyer, D. (2021.). *Support Vector Machines. The Interface to libsvm in package e1071*, 8. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/e1071/vignettes/svmdoc.pdf> (skatīts 01.04.2022)

Salīdzināšanai tika iekļauti modeļi, kuros dienas beigu cena tika prognozēta tikai ar sentimenta palīdzību, kā ar veiksmīgākiem modeļi, kas visu digitālo aktīvu gadījumā iekļāva kādu (vai visus) akciju indeksus.

Prognozējot gan *Tezos*, gan *Decentraland* dienas beigu cenas, kā faktoru izmantojot tikai sentimentu, lēmuma robeža ir mazāk svārstīga nekā veicot prognozēšanu modelim ar vairākiem faktoriem. Tomēr vizuāli novērtējot grafikus, prognozes, kurās kā prediktori tika izmantoti arī akciju tirgus indeksi, izskatās precīzāki.

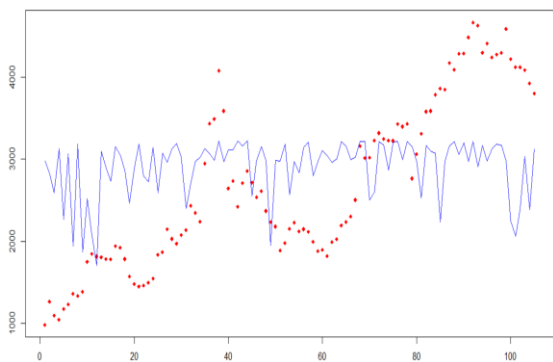


3.4.3.att. *Decentraland* prognozētā dienas beigu cena ar faktoru sentiments

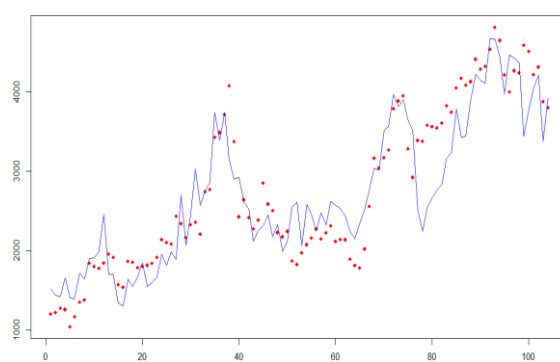


3.4.4 att. *Decentraland* prognozētā dienas beigu cena ar faktoriem: IXIC, VIX, sentiments*ziņojumu skaits

Ethereum gadījumā lēmuma robeža ir svārstīga arī modelī (vizuāli novērtējot – tā izskatās izlīdzinātāka), kurā kā faktors tika izmantots tikai sentiments, tomēr arī šim digitālajam aktīvam precīzāks ir modelis, kurā kā prediktori ir iekļauti akciju tirgus indeksi.



3.4.5. att. *Ethereum* prognozētā dienas beigu cena ar faktoru sentiments



3.4.6. att. *Ethereum* prognozētā dienas beigu cena ar faktoriem: sentiments, ziņojumu skaits, IXIC, MSCI, sentiments*VIX

Modeļa precizitātes novērtēšana ir būtiska mašīnmācīšanās modeļu izveides procesa daļa, lai aprakstītu, cik labi modelis darbojas tā prognozēs. Regresijas modeļa gadījumā kļūdas parāda,

cik daudz modelis pieļauj kļūdas savā prognozē. Precizitātes novērtēšanas pamatā ir sākotnējo vērtību salīdzināšana ar prognozētajām atbilstoši noteiktiem rādītājiem.

Modeļu prognozētspējas precizitāte (skatīt 3.3.7. tabulu) tika novērtēta ar vairāku rādītāju palīdzību – vidējo absolūto kļūdu (*mean absolute error* – MAE), kvadrātsaknes vidējo kvadrātisko kļūdu (*root mean square error* – RMSE), vidējo absolūto procentuālo kļūdu (*mean absolute percentage error* – MAPE) un determinācijas koeficientu (*R-squared*). RMSE un determinācijas koeficients tika novērtēti izmantojot pakotnes *caret*¹⁵⁷ funkcijas “RMSE” un “R2”, ar pakotnes *MLmetrics*¹⁵⁸ funkcijas “MAPE” palīdzību tika novērtēta vidējā absolūtā procentuālā kļūda, savukārt funkcija “MAE” ietilpst R Studio bāzes komplektācijā.

Tā kā analīzē tika izmantoti nelogaritmētie dati, tad *Ethereum* kļūdas izskatās daudz lielākas (būtiski lielākas dienas beigu cenas dēļ).

¹⁵⁷ Kuhn, M., et al. (2022.). *Classification and Regression Training. Package ‘caret’*, 224. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/caret/caret.pdf> (skatīts 01.04.2022)

¹⁵⁸ Yachen, Y. (2016.). *Machine Learning Evaluation Metrics. Package ‘MLmetrics’*, 23. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/MLmetrics/MLmetrics.pdf> (10.04.2022)

Prognozēšanas precizitātes pārbaude

Digitālais aktīvs un novērojumu skaits/komentāru skaits	Atbalsta vektoru daudzums	Prognozēšanas precizitātes pārbaude			
		MAE	RMSE	Adjusted R-squared	MAPE
(1) Atkarīgais mainīgais: dienas beigu cena, faktori: ziņojumu skaits + sentiments					
Tezos (348/6 095)	220	1.108	1.382	0.171	0.252
Decentraland (338/ 7064)	175	0.584	0.897	0.452	0.476
Ethereum (348/ 26 542)	217	699.791	867.642	0.271	0.262
(2) Atkarīgais mainīgais: dienas beigu cena, faktors: sentiments					
Tezos (348/6 095)	230	1.278	1.524	0.028	0.299
Decentraland (338/ 7064)	177	0.740	1.23	0.162	0.840
Ethereum (348/ 26 542)	227	898.04	1041.71	0.013	0.317
(3) Atkarīgais mainīgais: dienas beigu cena, faktori: visi regresijas analīzē iegūtie statistiski nozīmīgie mainīgie Tezos: sentiments, MSCI, sentiments*IXIC Decentraland: ziņojumu skaits, sentiments, VIX, sentiments*ziņojumu skaits Ethereum: ziņojumu skaits, sentiments, IXIC, sentiments*ziņojumu skaits					
Tezos (348/6 095)	206	1.046	1.350	0.231	0.248
Decentraland (338/ 7064)	171	0.605	0.963	0.381	0.505
Ethereum (348/ 26 542)	196	400.489	486.878	0.768	0.155

(4) Atkarīgais mainīgais: dienas beigu cena, faktori: Tezos: sentiments, ziņojumu skaits, VIX, IXIC, MSCI Decentraland: sentiments, sentiments*ziņojumu skaits, VIX, IXIC Ethereum: sentiments, ziņojumu skaits, IXIC, MSCI, sentiments*VIX					
<i>Tezos</i> (348/6 095)	205	0.887	1.161	0.425	0.204
<i>Decentraland</i> (338/ 7064)	146	0.299	0.418	0.871	0.362
<i>Ethereum</i> (348/ 26 542)	189	329.239	416.988	0.832	0.130
(5) Atkarīgais mainīgais: dienas beigu cena, faktori: kā 4. specifikācijā, neiekļaujot sentimentu					
<i>Tezos</i> (348/6 095)	205	0.876	1.178	0.407	0.203
<i>Decentraland</i> (338/ 7064)	148	0.295	0.441	0.857	0.339
<i>Ethereum</i> (348/ 26 542)	181	311.729	404.455	0.843	0.126
(6) Pielāgotais modelis. Atkarīgais mainīgais: dienas beigu cena, faktori: kā 4. specifikācijā					
<i>Tezos</i> (348/6 095)		0.991	1.213	0.350	0.219
<i>Decentraland</i> (338/ 7064)		0.311	0.409	0.877	0.442
<i>Ethereum</i> (348/ 26 542)		328.130	409.612	0.838	0.129

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Visu digitālo aktīvu gadījumā veiksmīgāka prognoze (skatīt 4. un 5. specifikāciju) tika īstenota modeļos, kuros kā faktori tika izmantoti kādi no akciju tirgus indeksi vai mijiedarbības (sentiments sareizināts ar kādu no faktoriem).

Tezos, *Decentraland* un *Ethereum* MAE ir mazāka modeļos, kuros kā faktori tika izvēlēti akciju tirgus indeksi un mijiedarbības, neiekļaujot sentimentu (5. specifikācija).

RMSE gadījumā *Tezos* un *Decentraland* vērtības ir mazākas modeļos ar akciju tirgus indeksi (4. specifikācija), savukārt *Ethereum* gadījumā RMSE ir mazāks modelī, kurā kā faktori tika izmantoti akciju tirgus indeksi neiekļaujot sentimentu (5. specifikācija).

Arī MAPE gadījumā vērtības ir bijušas zemākas modelī, kas iekļauj akciju tirgus indeksus, bet neiekļauj sentimentu (4. specifikācija).

Tezos un *Decentraland* gadījumā determinācijas koeficienta vērtības ir augstākas modeļos, kuros kā faktori tika izmantoti akciju tirgus indeksi un sentiments (4. specifikācija). Tādējādi, sentiments par 2% palielina šo digitālo aktīvu dienas beigu cenas izskaidrospēju. *Ethereum* gadījumā šis rezultāts ir pretējs – veiksmīgāks ir modelis, kurš neiekļauj sentimentu (5. specifikācija). *Ethereum* gadījumā tas ir skaidrojams ar to, ka sentiments var arī negatīvi ietekmēt dienas beigu cenu – tā kā šī kriptovalūta ir viena no populārākajām, tā tiek bieži apspriesta, tostarp, dažādu pasaules notikumu kontekstā. Veiksmīgākais ir *Decentraland* modelis, kura determinācijas koeficients norāda uz to, ka 87% no dienas beigu cenas var tik izskaidroti ar sentiments + VIX + IXIC + sentiments*ziņojumu skaits.

Modeļiem ar 4. specifikāciju tiks veikti pielāgojumi, lai noskaidrotu vai tos ir iespējams uzlabot. Veicot sākotnējo atbalsta vektoru regresiju, netika iestatīts *epsilon*, līdz ar to tika izmantota tā noklusējuma vērtība “0.1”, savukārt *cost* funkcijas gadījumā tika izmantota noklusējuma vērtība “1”. Šo vērtību precīzāka izvēle palīdz optimizēt modeļu hiperparametrus. *Cost* funkcija ietver nepareizas klasifikācijas izmaksu apmācības datus. Optimizējot atbalsta vektoru regresiju, tiek samazināta *cost* funkcija. *Epsilon* funkcija ļauj noteikt maksimālo pieļaujamo kļūdu regresijas iestatījumam. Jo lielāks ir *epsilon*, jo lielāks kļūdu skaits tiek atļauts regresijā.

Modeļu pielāgošanai tika izmantota pakotnes *e1071* funkcija “tune”, tāpat tika iestatītas *epsilon*=0,0.1,0.2,...,1 un *cost*= $2^{0.5}, 2^1, 2^{1.5}, \dots, 2^8$ vērtības, kas nozīmē, tādējādi tiks apmācīti 176 modeļi.

Pēc sākotnējo parametru *epsilon* un *cost* iestatīšanas, funkcija piedāvā labākos parametrus, kuri atkārtoti tiek ievietoti “tune” funkcijā pieļaujot parametru nobīdes: *epsilon* gadījumā +/- 0.15,

bet *cost* gadījumā ± 1 , jo iestatot sākotnējos parametrus nav iespējams izvēlēties mazākas vērtības. Šāda pieeja tiks piemērota visiem digitālo aktīvu pielāgotajiem modeļiem.

Decentraland modeļa pielāgošanai “tune” funkcija kā vislabākos sākotnējos parametrus uzrādīja *epsilon* 0.2, bet *cost* 5.656, pēc parametru iestatīšanas, tika piedāvāti jauni parametri: *epsilon* 0.31, bet *cost* 4.525, ar kuriem arī tiks veikta pielāgota prognoze.

Tezos modeļa pielāgošanai “tune” funkcija kā vislabākos sākotnējos parametrus uzrādīja *epsilon* 0.6, bet *cost* 4, pēc parametru iestatīšanas, tika piedāvāti jauni parametri: *epsilon* 0.45, bet *cost* 2, ar kuriem arī tiks veikta pielāgotā prognoze. *Tezos* prognoze, salīdzinot ar *Decentraland* un *Ethereum*, ir visneveiksmīgākā (vājākā) arī pēc pielāgoto parametru iestatīšanas.

Ethereum modeļa pielāgošanai “tune” funkcija kā vislabākos sākotnējos parametrus uzrādīja *epsilon* 0.3, bet *cost* 16, pēc parametru iestatīšanas, tika piedāvāti jauni parametri: *epsilon* 0.45, bet *cost* 8, ar kuriem arī tiks veikta pielāgotā prognoze.

Pēc piemēroto parametru *epsilon* un *cost* izvēles un iestatīšanas, tika konstatēts, ka nevienā no gadījumiem modeļi netika uzlaboti – *Decentraland* un *Ethereum* gadījumā determinācijas koeficients palika nemainīgs, bet *Tezos* gadījumā tas būtiski samazinājās no 42% uz 35% (skatīt 3.3.7. tabulu).

Grafiski attēlojot reālo, prognozēto un pielāgoto prognozēto vērtību (skatīt 4. pielikuma 4.1., 4.2. un 4.3. attēlus) tika konstatēts, ka visu digitālo aktīvu gadījumā modeļi ir bijuši spējīgi prognozēt trendu, t.i., cenu svārstības, arī konkrētās dienas beigu cenas izdevās visai veiksmīgi prognozēt *Decentraland* un *Ethereum* gadījumā. *Tezos* gadījumā izdevās samērā precīzi noteikt vidējās dienas beigu cenas, tomēr modeļi nespēja noteikt zemākās un augstākās cenas. *Decentraland* gadījumā modeļi nespēja prognozēt augstākās dienas beigu cenas, bet *Ethereum* gadījumā – zemākās dienas beigu cenas.

Kopumā tika izmēģinātas dažādas modeļu specifiskācijas, kā arī vairākas reizes modeļi tika veidoti no jauna ar atjaunināto datu sadalījumu apmācību un testa kopās. Tā kā dati tiek sadalīti pēc nejaušības principa, šāds sadalījums ietekmēja determinācijas koeficientu līdz pat par ~5%, tomēr rezultātus ar augstāku prognozētspēju nekā tas tiek piedāvāts pētījumā, iegūt neizdevās. Rezultāts liecina par to, ka *Reddit* sentiments bez papildus faktoriem nespēj pietiekami precīzi prognozēt digitālo aktīvu dienas beigu cenas un veiksmīgu modeļu uzbūvei ir nepieciešams izmantot citus papildus faktorus, piemēram, akciju tirgus indeksus.

SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI

Secinājumi no zinātnisko publikāciju un literatūras apskates

1. Neaizvietojamie tokeni sniedza iespēju digitalizēt unikālas vērtības, kas ļauj kolekcionāriem viegli pārliccināties par to autentiskumu blokķēdes tehnoloģijas dēļ. NFT metadati satur norādes par to izveidi un autoru, tādējādi ir iespējams izvairīties no kopijas vai viltojuma iegādes.
2. Neaizvietojamu tokenu frakcionēšana ļauj investoram vai kolekcionāram iegādāties daļu no NFT. Tādējādi, vairāku īpašnieku kopumam var piederēt viens vesels NFT; tāpat, arī katra atsevišķa neaizvietojamā tokena daļa pati par sevi arī var būt NFT.
3. NFT sekmēja jaunas domāšanas veida – digitalizētās īpašumtiesības – izveidi. Tā kā NFT metadatos ir iekodēts autora vārds, tad autors automātiski saņem honorāru, tiklīdz šis neaizvietojamais tokens tiek nopirkts.
4. Potenciāli, NFT attīstība ļautu izveidot vienkāršāku un caurspīdīgāku patentēšanas sistēmu, kā arī sekmēt licencēšanas procesa izveidi.
5. Visbiežāk, kriptovalūtu cenu izmaiņas tiek pētītas akciju tirgus cenu vai izejvielu kontekstā, tādējādi autori mēģina prognozēt cenu pieaugumu vai kritumu attiecībā pret tradicionālajiem aktīviem. Lielākoties, šāda analīze nesniedz rezultātus ar augstu precizitāti.
6. Augstus rezultātus kriptovalūtu cenu prognozēšanā izdevās iegūt tiem pētniekiem, kuri analīzē izmantoja gan ekonomiskos faktorus, gan neekonomiskos notikumus, kā arī mašīnmācīšanās metodes, kas ir īpaši piemērotas datiem ar augstu svārstīgumu.
7. Sentimenta aprēķināšanai visbiežāk izmanto leksikas balstīto pieeju, kas izmanto teikumu semantisko orientāciju, un mašīnmācīšanās pieeju, kuras ietvaros ir jāveic mašīnmācības rīku apmācība ar sentimentu piemēriem tekstā, lai mašīnas automātiski iemācās to noteikt bez cilvēku iejaukšanās.
8. Sentimenta analīzi ir iespējams veikt ar dažādu jau gatavu vārdnīcu palīdzību, tomēr pēc autores domām, vispiemērotākais rīks sociālo mediju sentimenta noteikšanai ir VADER algoritms, kas spēj atšķirt saīsinājumus un slengu, kuri ir raksturīgi sociālo mediju kultūras telpai.

Secinājumi no pētījuma

1. Analīzei tika izmantoti 7 064 *Decentraland* ziņojumi, 6 095 *Tezos* ziņojumi, 2 134 *Chiliz* ziņojumi, kā arī 26 542 *Ethereum* ziņojumi. Kopumā pētījumā tika izmantoti 41 836 komentāri un ziņojumi.
2. Ar lineārās regresijas palīdzību izveidotie modeļi vāji izskaidroja atkarīgos mainīgos – digitālo aktīvu dienas beigu cenu/sagaidāmo ienesīgumu. Lai gan visiem digitālajiem aktīviem sentiments bija statistiski nozīmīgs vismaz 10% līmenī, determinācijas koeficients visiem modeļiem bija zems.
3. Triju digitālo aktīvu – *Decentraland*, *Tezos* un *Ethereum* – VAR modeļos tika novērota statistiskā nozīmība vismaz 10% līmenī. *Chiliz* sentimentam VAR analīzes rezultātā netika konstatēta statistiski nozīmīga ietekme uz dienas beigu cenu, lai gan šāds rezultāts varētu būt saistīts ar nepietiekamu datu apjomu.
4. Grendžera cēlonība tika novērota *Decentraland* modelim ar 7 dienu novēlojumu, *Tezos* modelim ar 5 dienu novēlojumu un *Ethereum* modelim ar 6 dienu novēlojumu, tātad ar sentimenta palīdzību potenciāli ir iespējams prognozēt šo digitālo aktīvu dienas beigu cenu.
5. Tika novērota statistiski nozīmīga dienas beigu cenas reakcija uz sentimenta šoku. Visos gadījumos sentimenta šokam ir īstermiņa ietekme, sākot ar 10. dienu lielākajai daļai digitālo aktīvu šāda ietekme vairs nepastāv.
6. Atbalsta vektoru regresija tika veikta trim digitālajiem aktīviem – *Tezos*, *Decentraland* un *Ethereum*. Tika atklāta statistiski nozīmīga sentimenta ietekme uz digitālo aktīvu dienas beigu cenām gan atsevišķi, gan ar akciju tirgus indeksiem – VIX, IXIC un MSCI, kā arī šo indeksu mijiedarbību ar sentimentu. Ieguvums no sentimenta iekļaušanas ir pietiekošs, lai uzlabotu modeļus, tomēr ar sentimenta palīdzību nav iespējams prognozēt lielus notikumus, kad digitālo aktīvu cena būtiski palielinās.
7. Tika konstatēts, ka sentiments*ziņojumi, tāpat kā ASV tehnoloģiju IXIC indekss un pasaules MSCI World akciju tirgus indekss pastiprināja un uzlaboja atbalsta vektoru regresijas modeļus.
8. Tika atklāts, ka volatilitātes indeksam VIX ir ietekme uz digitālo aktīvu dienas beigu cenām.
9. *Tezos* un *Decentraland* gadījumā koriģētā determinācijas koeficienta vērtības ir augstākas modeļos, kuros kā faktori tika izmantoti akciju tirgus indeksi un sentiments, attiecīgi –

42% un 87%, savukārt *Ethereum* gadījumā (*Adjusted R*² – 84%) veiksmīgākais ir modelis, kurā tika iekļauti akciju tirgus indeksi, bet netika iekļauts sentiments.

10. Lineārās regresijas analīze uzrādīja vājākus rezultātus atkarīgā mainīgā izskaidrošanā, salīdzinot ar atbalsta vektoru regresijas analīzi.

Priekšlikumi pētniekiem un investoriem

1. Pielietot citas sentimenta noteikšanas metodes (uz vārdnīcām balstītās vai krājumā balstītās), kā arī izmantot citus datu ieguves avotus (*Twitter*, ziņas), salīdzināt iegūtos rezultātus un novērtēt atšķirības digitālo aktīvu sentimenta noteikšanā un dienas beigu cenu prognozēšanā.

2. Izmantot citu mašīnmācīšanās algoritmu digitālo aktīvu dienas beigu cenu prognozēšanai, piemēram, Baijesa naivo metodi.

3. Turpmākai analīzei izmantot papildus mainīgos, piemēram, novērtēt politiski-ekonomisko notikumu ietekmi uz digitālo aktīvu cenām.

4. Izmantot garāku pētījuma periodu nākotnē, kad jaunākie dati būs pieejami, kas, iespējams, ļautu iegūt veiksmīgākus rezultātus. Tā kā neaizvietojamie tokeni ir nesenā parādība, ļoti mazs komentāru/ziņu apjoms ir pieejams par digitālajiem aktīviem līdz 2021. gadam.

IZMANTOTĀS LITERATŪRAS UN AVOTU SARAKSTS

Izmantotā literatūra:

1. Abraham, J., Higdon, D., Nelson, J. Ibarra, J. (2018.). Cryptocurrency Price Prediction Using Tweet Volumes and Sentiment Analysis. SMU Data Science Review, Vol. 1., No. 3.
2. Akyildirim, E., Aysan, A.F., Cepni, O., Darendeli, S. P. C. (2021.). Do Investor Sentiments Drive Cryptocurrency Prices? Economics Letters, Vol. 206, 109980.
3. Alaei, A. R., Becken, S., Stantic, B. (2019.). Sentiment Analysis in Tourism: Capitalizing on Big Data. Journal of Travel Research, Vol. 58(2), p. 175-191.
4. Alejandro, R. H. (2021.). Twitter and Reddit Posts Analysis on The Subject of Cryptocurrencies, available: https://www.researchgate.net/publication/352262235_Twitter_and_Reddit_posts_analysis_on_the_subject_of_Cryptocurrencies
5. Ali, O., Ishak, M. K., Ahmed, A. B., et.al. (2022.). On-line WSN SoC Estimation Using Gaussian Process Regression: An Adaptive Machine Learning Approach. Alexandria Engineering Journal, Vol. 61, p. 9831-9848.
6. AlNemer, H. A., Hkiri, B., Khan, M. A. (2021.). Time-Varying Nexus Between Investor Sentiment and Cryptocurrency Market: New Insights From a Wavelet Coherence Framework. Journal of Risk and Financial Management, available: <https://www.mdpi.com/1911-8074/14/6/275>
7. Alrefaeaa, S. D., Al Bakala, S. M., Algamalb, Z. Y. (2022.). Hyperparameters Optimization of Support Vector Regression Using Black Hole Algorithm. International Journal of Nonlinear Analysis and Applications, Vol.: 13(1), ISSN: 2008-6822
8. Ante, L. (2021). The non-fungible token (NFT) Market and Its Relationship With Bitcoin and Ethereum. BRL Working Paper Series No. 20, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3861106
9. Awad, M., Khanna, R. (2015.). Efficient Learning Machines. Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers. New York: Apress, p. 287.
10. Bamakan, S. M. H., Nezhadsistani, N., Bodaghi, O., Qu, Q. (2022). Patents and intellectual property assets as non-fungible tokens; key technologies and challenges. Scientific Reports, Vol. 12, available: <https://www.nature.com/articles/s41598-022-05920-6>

11. Birjali, M., Kasri, M., Beni-Hssane, A., (2020). A Comprehensive Survey on Sentiment Analysis: Approaches, Challenges and Trends. Knowledge-Based Systems: Vol. 226, 107134.
12. Brooks, Ch. (2008.). Introductory Econometrics for Finance. Second Edition. Cambridge: Cambridge University Press, p. 674.
13. Caffera, R. (2022.). Sentiment spillover and price dynamics: Information flow in the cryptocurrency and stock market. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 593, 126983.
14. Collomb, A., Costea, C., Joyeux, D., Hasan, O., Brunie, L. (2013.). A Study and Comparison of Sentiment Analysis Methods for Reputation Evaluation, available: https://perso.liris.cnrs.fr/omar.hasan/publications/collomb_2014_liris.pdf
15. Dahnam, A. Z. D., Ibrahim, A. A. (2020.). Effects of Volatility and Trend Indicator for Improving Price Prediction of Cryptocurrency. IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 928 032043
16. Das, U. K., Idris, M. Y. I., Tey, K. S., et.al. (2017.). SVR-Based Model to Forecast PV Power Generation Under Different Weather Conditions. Energies, Vol. 10, article no. 876
17. Deniz, E. A., Teker, D. (2020.). Crypto Currency Applications In Financial Markets: Factors Affecting Crypto Currency Prices. PressAcademia Procedia (PAP), V.11, p.34-37.
18. Dineva, K., Atanasova, T. (2020.). Systematic Look at Machine Learning Algorithms - Advantages, Disadvantages and Practical Applications, available: [https://www.researchgate.net/publication/346473406_SYSTEMATIC_LOOK_AT_MACHINE_LEARNING_ALGORITHMS -
ADVANTAGES DISADVANTAGES AND PRACTICAL APPLICATIONS](https://www.researchgate.net/publication/346473406_SYSTEMATIC_LOOK_AT_MACHINE_LEARNING_ALGORITHMS_-_ADVANTAGES_DISADVANTAGES_AND_PRACTICAL_APPLICATIONS)
19. Dorle, S., Pise N. N. (2017). Sentiment Analysis Methods and Approach: Survey. International Journal of Innovative Computer Science & Engineering, Vol. 4, Issue 6; p. 7-11.
20. Dowling, M. (2021). Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies? Finance Research Letters. Vol.42., available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1544612321001781?via%3Dihub>
21. Fei, G. Liu, B., Hsu, M., Castellanos, M., Ghosh, R. (2012.). A Dictionary-Based Approach to Identifying Aspects Implied by Adjectives for Opinion Mining. 24th International Conference on Computational Linguistics, p. 310.

22. Guadamuz, A. (2021.). The treachery of images: non-fungible tokens and copyright. *Journal of Intellectual Property Law & Practice*, Vol. 16, Issue 12, p. 1367–1385.
23. Gujarati, D. N., Porter, D.C. (2009.). *Basic Econometrics*. Fifth Edition. New York: McGraw-Hill/Irwin, p. 946.
24. Hassan, M. K, Hudaefi, F. A., Caraka, R. E. (2021.). Mining netizen’s opinion on cryptocurrency: sentiment analysis of Twitter data, available: https://www.researchgate.net/publication/355885525_Mining_netizen's_opinion_on_cryptocurrency_sentiment_analysis_of_Twitter_data
25. Hsia, J-Y., Lin, Ch-J. (2020.). Parameter Selection for Linear Support Vector Regression. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol.: 31, Issue: 12
26. Hutto, C.J., Gilbert, E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. Conference: Proceedings of the Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media
27. Jareno, F., Gonzalez, M. de la O., Lopez, R., Ramos, A. R. (2021.). Cryptocurrencies and oil price shocks: A NARDL analysis in the COVID-19 pandemic. *Resources Policy*, Vol. 74, 102281
28. Kanellopoulos, I. F., Gutt, D., Li, T. (2021.). Do Non-Fungible Tokens (NFTs) Affect Prices of Physical Products? Evidence from Trading Card Collectibles, available: <https://ssrn.com/abstract=3918256>
29. Kayo, E. K., Martelanc, R., Brunaldi, E. O., da Silva, W. R. (2020.). *Capital Asset Pricing Model, Beta Stability, and the Pricing Puzzle of Electricity Transmission in Brazil*. *Energy Policy*, Vol. 142, 111485
30. Kazama, J., Tsujii, J. (2005.). Maximum Entropy Models with Inequality Constraints: A Case Study on Text Categorization. *Machine Language*, Vol. 60, Issue 1-3, p. 159-194.
31. Keating, J. W. (1992.). Structural Approaches to Vector Autoregressions, available: https://files.stlouisfed.org/files/htdocs/publications/review/92/09/Vector_Sep_Oct1992.pdf
32. Khan, K., Sun, J., Koseoglu, S. D., Rehman, A. U. (2021.). Revisiting Bitcoin Price Behavior Under Global Economic Uncertainty. *SAGE open*, Vol.: 11, Issue: 3.
33. Kharde, A.V., Sonawane S.S. (2016.). Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques. *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887). Vol. 139, No.11.

34. Kjærland, F., Khazal, A., Krogstad, E., Nordstrøm, F., Oust, A. (2018). An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics. *Journal of Risk and Financial Management*, available: <https://www.mdpi.com/1911-8074/11/4/63>
35. Kong, D. R., Lin, T. C. (2021). Alternative Investments in the Fintech Era: The Risk and Return of Non-fungible Token (NFT), available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3914085
36. Kraaijeveld, O., Smedt, J. (2020.). The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, Vol. 65, 101188.
37. Kralik, L. I. (2012). Macroeconomic Variables and Stock Market Evolution. *Romanian Statistical Review*, Vol. 60(2), p. 197-203.
38. Lansky, J. (2016). Analysis of Cryptocurrencies Price Development. *Acta Informatica Pragensia*, Vol. 05, No. 03.
39. Lantz L., Cawrey D. (2020). *Mastering Blockchain. Unlocking the Power of Cryptocurrencies and Smart Contracts*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., p. 284.
40. Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis. Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. Second Edition. Cambridge: Cambridge University Press, p. 448.
41. Liu, Y., Tsyvinski, A. (2018.). Risks and Returns of Cryptocurrency. *The Review of Financial Studies*, Vol. 34, Issue 6, p. 2689–2727.
42. Loginova, E., Tsang, W. K., Heijningen, G., Kerkhove, L. Ph., Benoit, D. F. (2021.). Forecasting directional bitcoin price returns using aspect-based sentiment analysis on online text data. *Machine Learning*, available: https://www.researchgate.net/publication/356366176_Forecasting_directional_bitcoin_price_returns_using_aspect-based_sentiment_analysis_on_online_text_data
43. Luo, T., Xu, G. (2013). Sentiment Analysis, available: https://www.researchgate.net/publication/300495226_Sentiment_Analysis
44. Makridakis, S., Christodoulou, K. (2019.). Blockchain: Current Challenges and Future Prospects/Applications, available: <https://www.mdpi.com/1999-5903/11/12/258>
45. Martinod, N., Homayounfar, K., Lazzarotto, D., Upenik, E., Ebrahimi, T. (2021). Towards a Secure and Trustworthy Imaging With Non-Fungible Tokens., available: <https://infoscience.epfl.ch/record/288673>

46. Massarotto, G. (2022.). Using Blockchain-Based Smart Contracts to Enforce the Antitrust Consent, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4016740
47. Mazur, M. (2021). Non-Fungible Tokens (NFT). The Analysis of Risk and Return, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3953535&download=yes
48. Medhat, W., Hassan A., Korashy, H. (2014). Sentiment Analysis Algorithms and Applications: A Survey. Vol. 5, Issue 4, p. 1093-1113.
49. Milunovich, G. (2021.). Assessing the Connectedness between Proof of Work and Proof of Stake/Other Digital Coins, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3970813
50. Mukhopadhyay, M., Ghosh, K. (2021.). Market Microstructure of Non Fungible Tokens. Five Shades of Emerging Business Cases, Eliva Press, ISBN: 978-1-63648-395-5.
51. Naeem, M. A., Mbarki, I., Shahzad, S. J. H. (2021.). Predictive Role of Online Investor Sentiment for Cryptocurrency Market: Evidence from Happiness and Fears. International Review of Economics and Finance, Vol. 73., p. 496-514.
52. Nasirtafreshi, I. (2022). Forecasting cryptocurrency prices using Recurrent Neural Network and Long Short-term Memory. Data & Knowledge Engineering, Vol. 139, 102009
53. Nehra, P., Nagaraju, A. (2020.). Host Utilization Prediction Using Hybrid Kernel Based Support Vector Regression in Cloud Data Centers. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, available: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.04.011>
54. Norvill, R., State, R., Pontiveros, B. B. F., Cullen, A. J. (2018.). *Visual Emulation for Ethereum's Virtual Machine*. NOMS 2018 - 2018 IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium, available: https://www.researchgate.net/publication/326280155_Visual_emulation_for_Ethereum%27s_virtual_machine
55. Ortu, M., Uras, N., Conversano, C., Bartolucci, S., Destefanis, G. (2022.). On technical trading and social media indicators for cryptocurrency price classification through deep learning. Expert Systems with Applications, Vol. 198, 116804
56. Polvora, A. (2019.). Blockchain Now and Tomorrow: Assessing Multidimensional Impacts of Distributed Ledger Technologies. Luxembourg: Publications Office of the European Union, p. 128.

57. Popescu, A. D. (2021.). Non-Fungible Tokens (NFT) – Innovation beyond the craze. 5 th International Conference on Innovation in Business, Economics & Marketing research (IBEM-2021).
58. Qadan, M., Aharon, D. Y., Eichel, R. (2022.). Seasonal and Calendar Effects and the Price Efficiency of Cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, Vol. 46, 102354
59. Rajput, R., Solanki, A. (2016.). Review of Sentimental Analysis Methods Using Lexicon Based Approach. *IJCSMC*, Vol. 5, Issue. 2, p. 159-166.
60. Rani, S., Kumar, P. (2019). A Sentiment Analysis System for Social Media Using Machine Learning Techniques: Social Enablement. *Digital Scholarship in the Humanities*, Vol. 34, Issue 3, p. 569–581.
61. Rawat, D. B., Chaudhary, V., Doku, R. (2020.). Blockchain Technology: Emerging Applications and Use Cases for Secure and Trustworthy Smart Systems, available: https://www.researchgate.net/publication/346805616_Blockchain_Technology_Emerging_Applications_and_Use_Cases_for_Secure_and_Trustworthy_Smart_Systems
62. Rognoe, L., Hyde, S., Zhang, S. (2020.). News sentiment in the cryptocurrency market: An empirical comparison with Forex. *International Review of Financial Analysis*, Vol. 69, 101462.
63. Romanyshyn, M. (2013.). Rule-Based Sentiment Analysis of Ukrainian Reviews. *International Journal of Artificial Intelligence & Applications (IJAIA)*, Vol. 4, No. 4.
64. Sajana, P., Sindhu, M., Sethumadhavan, M. (2018.). On Blockchain Applications: Hyperledger Fabric and Ethereum. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, Vol. 118 No. 18, 2965-2970.
65. Salman, A. Kh., Ibrahim, A. A. (2020.). Price Prediction of Different Cryptocurrencies Using Technical Trade Indicators and Machine Learning. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 928(3): 032007.
66. Sarmah, S. S., (2018.). Understanding Blockchain Technology. *Computer Science and Engineering*, Vol. 8(2), p. 23-29.
67. Sheikh, H., Azmathullah, R. M., Rizwan, F. (2018). Proof-of-Work Vs Proof-of-Stake: A Comparative Analysis and an Approach to Blockchain Consensus Mechanism. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, Volume 6 Issue XII.

68. Singh, R., Singh, R. (2021.). Applications of Sentiment Analysis and Machine Learning Techniques in Disease Outbreak Prediction – a Review, available: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.04.356>
69. Sovbetov, Y. (2018.). Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero. *Journal of Economics and Financial Analysis*, Vol:2, No:2.
70. Stock, J. H., Watson, M. W. (2001.). Vector Autoregressions. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 15, No. 4, p. 101 – 115.
71. Sun, Y., Kong, X., Chen, T., Su, H., Zeng, X., Shen, Y. (2021.). Measuring Investor Sentiment of Cryptocurrency Market Using Textual Analytics on Chain Node. *Procedia Computer Science*, Vol. 187., p. 542–548.
72. Swan, M. (2015.). *Blockchain. Blueprint for a New Economy*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., p. 152.
73. Tyagi, P., Tripathi, R. C. (2019.). A Review Towards the Sentiment Analysis Techniques for the Analysis of Twitter Data, available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3349569
74. Torres A. J. (2021.). *Blockchain Technology & The Cryptocurrency Revolution*. Independently published. p. 187.
75. Victor, F., Luders, B. K. (2019). Measuring Ethereum-Based ERC20 Token Networks. *Financial Cryptography and Data Security, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 11598, Springer, Cham.
76. Wang, Q., Chong, T. T.-L. (2021.). North American Journal of Economics and Finance. *The North American Journal of Economics and Finance*, Vol. 57, 101348
77. Wilson K.B., Karg A., Ghaderi H. (2021). Prospecting Non-Fungible Tokens in the Digital Economy: Stakeholders and Ecosystem, Risk and Opportunity, *Business Horizons*, available: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.10.007>
78. Yang, H. (2019). Behavioral Anomalies in Cryptocurrency Markets, available: <https://ssrn.com/abstract=3174421>
79. Yano, M., Dai, C., Masuda K., Kishimoto Y. (2020.). *Blockchain and Crypto Currency. Building a High Quality Marketplace for Crypto Data*. Singapore: Springer Open, p. 141.

80. Ye, J., Yang, Z., Ma, M., Wang, Y., Yang, X. (2022.). ϵ -Kernel-free Soft Quadratic Surface Support Vector Regression. Information Sciences, Vol. 594, p. 177-199.
81. Zhang, H-C., Wu, Q., Li, F-Y. (2022). Application of Online Multitask Learning Based on Least Squares Support Vector Regression in the Financial Market. Applied Soft Computing, Vol. 121, 108754
82. Zheng G., Gao L., Huang L., Guan J. (2021.). Ethereum Smart Contract Development in Solidity. Singapore: Springer, p. 426.
83. Zheng, Z., Dai, H. N., Xie, S. (2017). An Overview of Blockchain Technology: Architecture, Consensus, and Future Trends. 6th IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress).

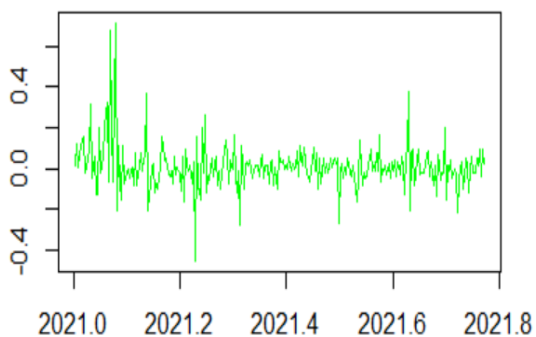
Izmantotie avoti:

1. Agarwal, A. (2020.). How to Scrape Reddit with Google Scripts, available: <https://www.labnol.org/internet/web-scraping-reddit/28369/> (skatīts 15.12.2021)
2. Bertoni, G. Daemen, J., Hoffert, S., et al. (2008.). *Team Keccak*, available: <https://keccak.team/keccak.html> (skatīts 20.04.2022)
3. Chiliz, available: <https://www.chiliz.com/en/> (skatīts 17.02.2022)
4. Decentraland, available: <https://decentraland.org/> (skatīts 17.02.2022)
5. Ethereum, available: <https://ethereum.org/en/> (skatīts 17.02.2022)
6. Karatzoglou, A., Smola, A., Hornik, K. (2004.). Kernlab – An S4 Package for Kernel Methods in R, 22. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/vignettes/kernlab.pdf> (skatīts 01.04.2022)
7. Kuhn, M., et al. (2022.). Classification and Regression Training. Package ‘caret’, 224. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/caret/caret.pdf> (skatīts 01.04.2022)
8. Market Yield on U.S. Treasury Securities at 10-Year Constant Maturity, available: <https://fred.stlouisfed.org/series/DGS10> (skatīts 20.05.2022)
9. Meyer, D. (2021.). Support Vector Machines. The Interface to libsvm in package e1071, 8. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/e1071/vignettes/svmdoc.pdf> (skatīts 01.04.2022)
10. Pfaff, B., Stigler, M. (2021.). VAR Modelling. Package ‘vars’, 52. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/vars/vars.pdf> (skatīts 25.02.2022)
11. Reddit, available: <https://www.redditinc.com/> (skatīts 15.12.2021)

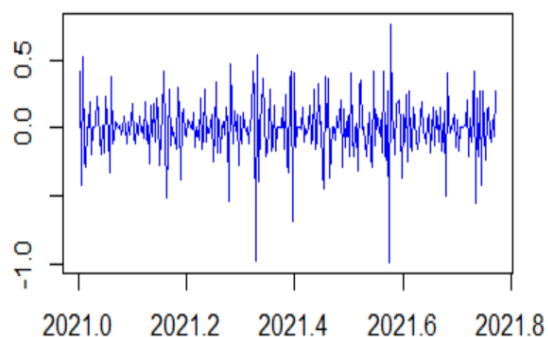
12. Software-artifact Infrastructure Repository, available:
<https://sir.csc.ncsu.edu/portal/bios/Stack.php> (skatīts 22.04.2022)
13. Trapletti, A., Hornik, K., LeBaron, B. (2022.). Time Series Analysis and Computational Finance. Package 'tseries', 54. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/tseries/tseries.pdf> (skatīts 01.04.2022)
14. Tezos, available: <https://tezos.com/> (skatīts 17.02.2022)
15. Top Collectibles & NFTs Tokens by Market Capitalization, available:
<https://coinmarketcap.com/view/collectibles-nfts/> (skatīts 17.02.2022)
16. Yachen, Y. (2016.). Machine Learning Evaluation Metrics. Package 'MLmetrics', 23. p., available: <https://cran.r-project.org/web/packages/MLmetrics/MLmetrics.pdf> (10.04.2022)
17. Yahoo! Finance, available: <https://finance.yahoo.com/> (skatīts 10.01.2022)

PIELIKUMI

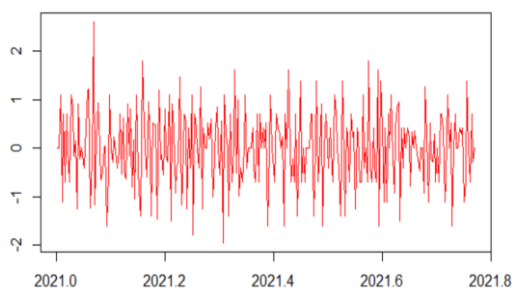
1. pielikums Mainīgo stacionaritātes novērtējums



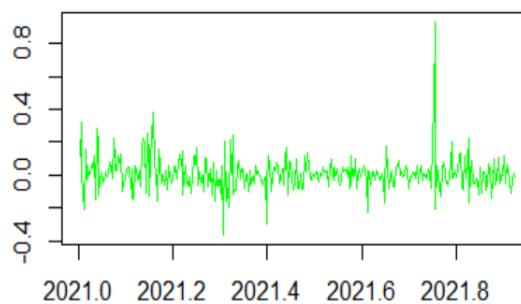
1.1.att. *Chiliz* mainīgā “dienas beigu cena” stacionaritātes novērtējums



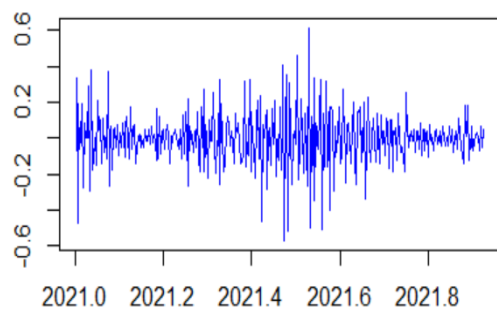
1.2.att. *Chiliz* mainīgā “sentiments” stacionaritātes novērtējums



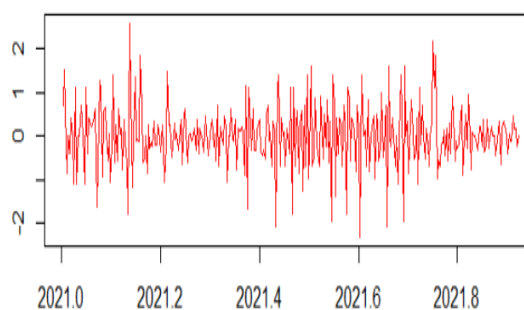
1.3.att. *Chiliz* mainīgā “ziņojumu skaits” stacionaritātes novērtējums



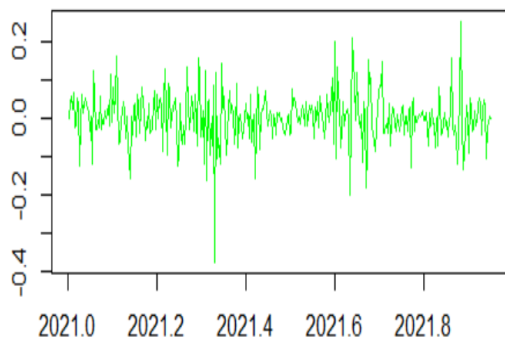
1.4.att. *Decentraland* mainīgā “dienas beigu cena” stacionaritātes novērtējums



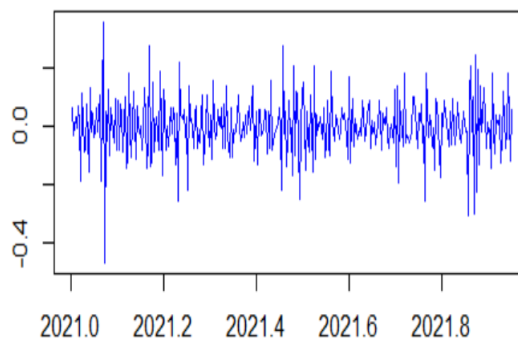
1.5.att. *Decentraland* mainīgā “sentiments” stacionaritātes novērtējums



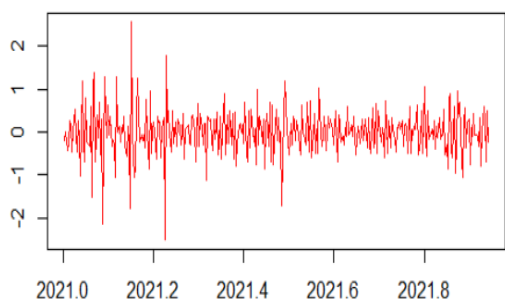
1.6.att. *Decentraland* mainīgā “ziņojumu skaits” stacionaritātes novērtējums



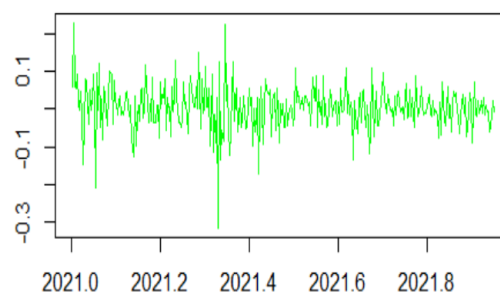
1.7.att. *Tezos* mainīgā “dienas beigu cena” stacionaritātes novērtējums



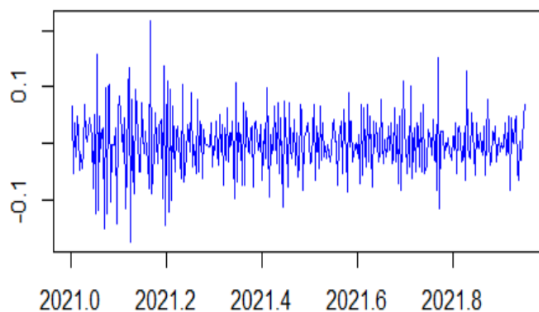
1.8.att. *Tezos* mainīgā “sentiments” stacionaritātes novērtējums



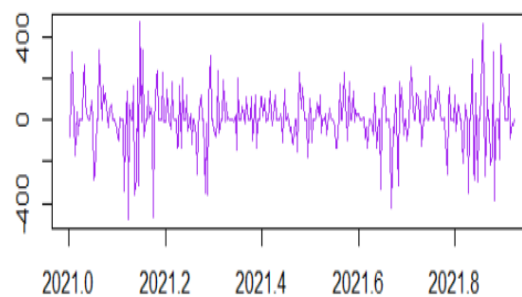
1.9.att. *Tezos* mainīgā “ziņojumu skaits” stacionaritātes novērtējums



1.10.att. *Ethereum* mainīgā “dienas beigu cena” stacionaritātes novērtējums



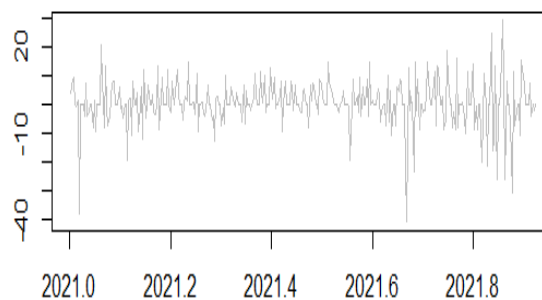
1.11.att. *Ethereum* mainīgā “sentiments” stacionaritātes novērtējums



1.12.att. *IXIC* indeksa stacionaritātes novērtējums



1.13.att. VIX indeksa stacionaritātes novērtējums



1.14.att. MSCI indeksa stacionaritātes novērtējums

Phillips-Perron vienības saknes testa novērtējums

	Mainīgais	Dickey-Fuller Z (alpha)	p-vērtība
Chiliz	Dienas beigu cena	-331.73	0.01
	Sentiments	-328.31	0.01
	Ziņojumu skaits	-283.79	0.01
Decentraland	Dienas beigu cena	-356.22	0.01
	Sentiments	-417.45	0.01
	Ziņojumu skaits	-322.73	0.01
Tezos	Dienas beigu cena	-324.36	0.01
	Sentiments	-398.59	0.01
	Ziņojumu skaits	-368.9	0.01
Ethereum	Dienas beigu cena	-380.24	0.01
	Sentiments	-423.7	0.01
	Ziņojumu skaits	-334.34	0.01
Indeksi	IXIC	-341.08	0.01
	VIX	-350.38	0.01
	MSCI	-348.45	0.01

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3. pielikums VAR modeļu rezultāti

Nozīmīguma līmeņi: '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '(*)' 0.1

3.1.tabula

Chiliz VAR(2) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	0.010 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	1.72e-07 ***

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3.2.tabula

Chiliz VAR(4) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	0.012 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	0.075 (*)
Sentiments (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	3.91e-14 ***
Dienas beigu cena (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	5.74e-09 ***
Dienas beigu cena (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	~0.000 ***

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Nozīmīguma līmeņi: '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '(*)' 0.1

3.3.tabula

Chiliz VAR(9) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	0.016 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	1.30e-14 ***
Dienas beigu cena (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	5.54e-11 ***
Dienas beigu cena (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	4.35e-08 ***
Dienas beigu cena (lag-6)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-6)	Nav stat. nozīmīgs	3.32e-06 ***
Dienas beigu cena (lag-7)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-7)	Nav stat. nozīmīgs	~0.000 ***
Dienas beigu cena (lag-8)	Nav stat. nozīmīgs	0.019 *
Sentiments (lag-8)	Nav stat. nozīmīgs	0.009 **
Dienas beigu cena (lag-9)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-9)	Nav stat. nozīmīgs	0.003 **

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3.4.tabula

Decentraland VAR(2) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	0.031 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	0.079 (*)	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	4.38e-10 ***

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Nozīmīguma līmeņi: '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '(*)' 0.1

3.5.tabula

Decentraland VAR(5) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	0.042 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	3.71e-12 ***
Dienas beigu cena (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	5.62e-10 ***
Dienas beigu cena (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	~0.000 ***

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3.6.tabula

Decentraland VAR(7) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	0.031 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	0.097 (*)	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-3)	0.035 *	4.97e-15 ***
Dienas beigu cena (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-4)	0.047 *	1.24e-12 ***
Dienas beigu cena (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-5)	0.061 (*)	2.10e-07 ***
Dienas beigu cena (lag-6)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-6)	0.065 (*)	~0.000 ***
Dienas beigu cena (lag-7)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-7)	Nav stat. nozīmīgs	0.014 *

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Nozīmīguma līmeņi: '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1

3.7.tabula

Tezos VAR(2) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	0.075 (*)	1.25e-09 ***

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3.8.tabula

Tezos VAR(4) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	8.22e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	1.38e-07 ***
Dienas beigu cena (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	~0.000 ***

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

3.9.tabula

Tezos VAR(5) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	0.057 (*)	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	1.35e-08 ***
Dienas beigu cena (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	6.82e-05 ***
Dienas beigu cena (lag-5)	0.024 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	0.021 *

Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

Nozīmīguma līmeņi: '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '(*)' 0.1

3.10. tabula

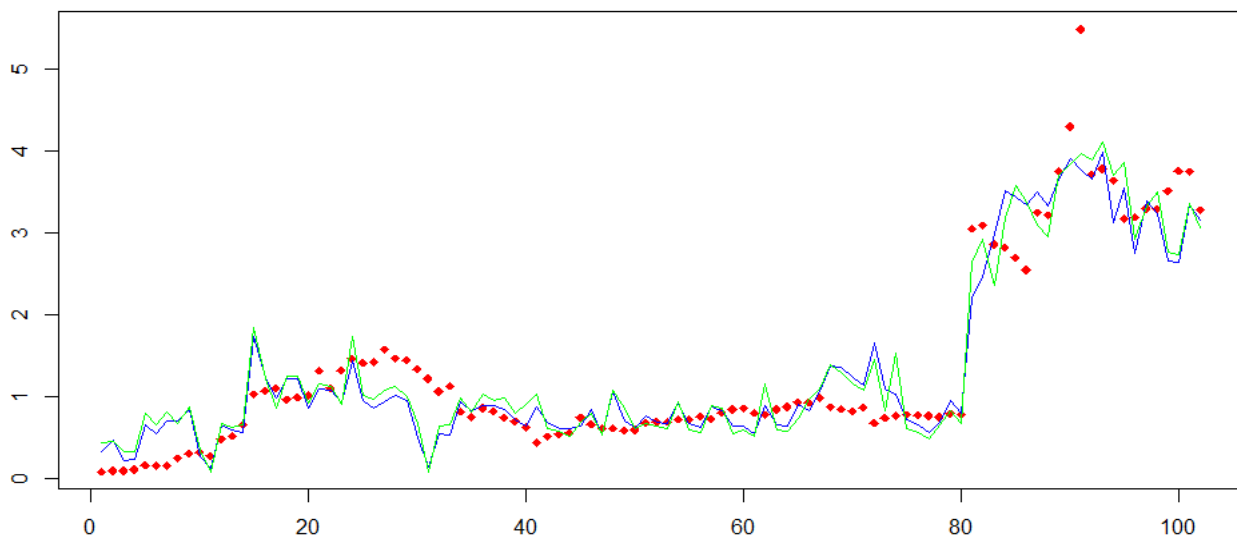
Ethereum VAR(6) modelis

	Dienas beigu cena	Sentiments
Dienas beigu cena (lag-1)	0.041 *	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-1)	Nav stat. nozīmīgs	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-2)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-2)	0.045 *	< 2e-16 ***
Dienas beigu cena (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-3)	Nav stat. nozīmīgs	1.16e-15 ***
Dienas beigu cena (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	Nav stat. nozīmīgs
Sentiments (lag-4)	Nav stat. nozīmīgs	9.72e-12 ***
Dienas beigu cena (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	0.005 **
Sentiments (lag-5)	Nav stat. nozīmīgs	1.36e-08 ***
Dienas beigu cena (lag-6)	0.048 *	3.02e-08 ***
Sentiments (lag-6)	Nav stat. nozīmīgs	6.58e-06 ***

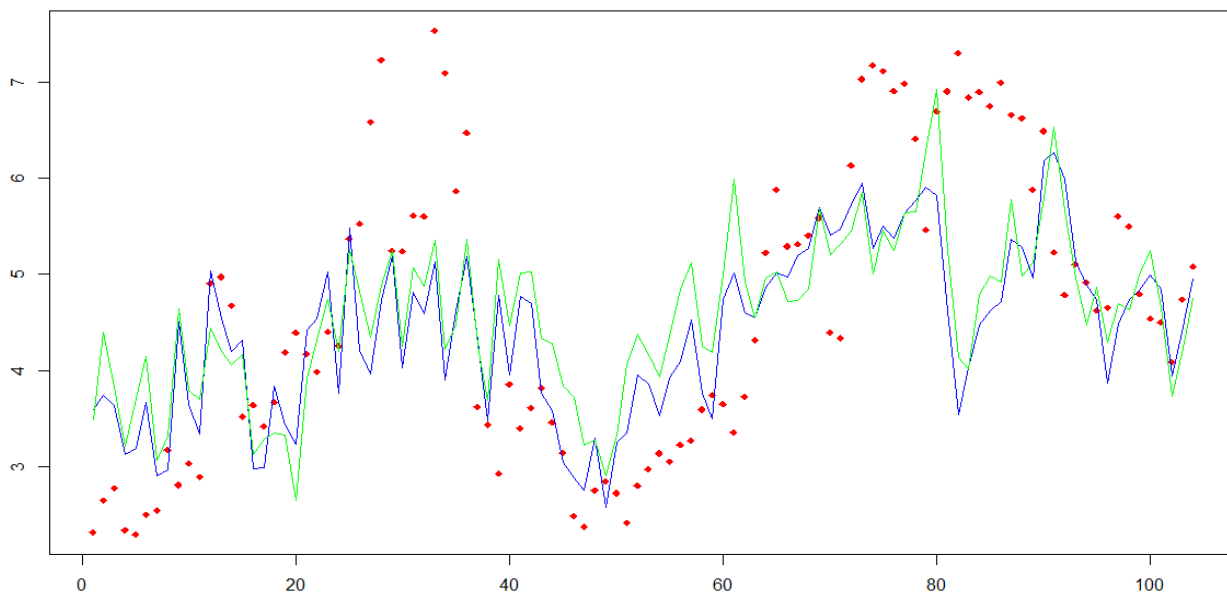
Avots: Autores izveidots, pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem

4. pielikums Pielāgotie atbalsta vektoru regresijas modeļi

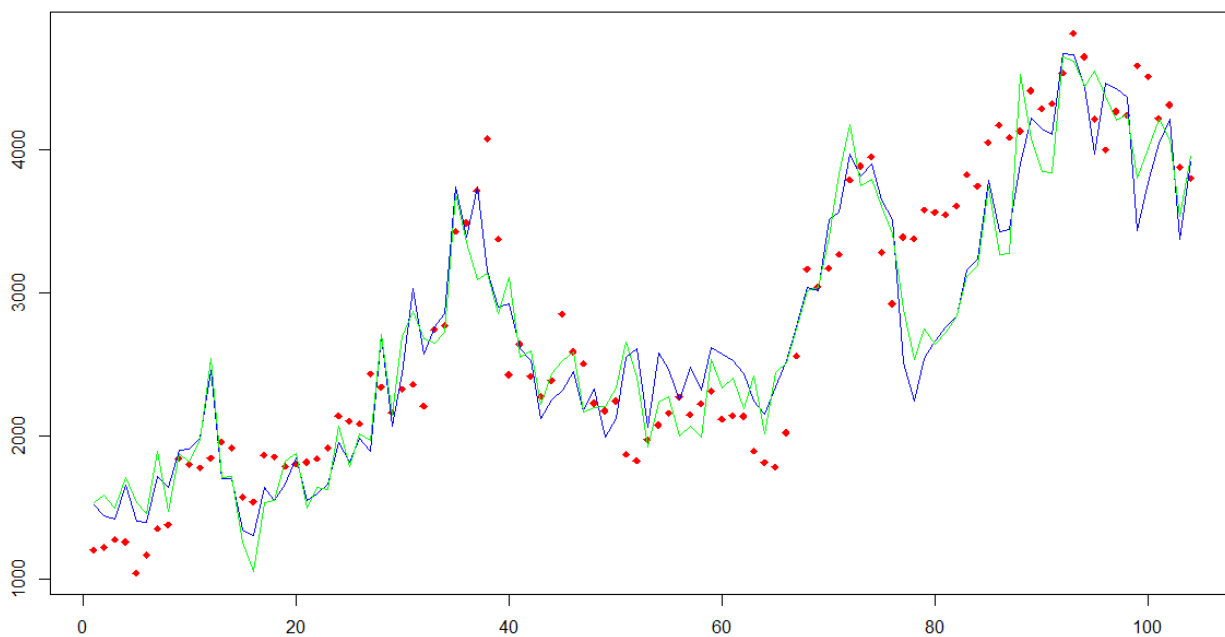
Visos modeļos: dienas beigu cena – sarkanā krāsā, sākotnējā prognoze – zilā krāsā, pielāgotā prognoze – zaļā krāsā.



4.1.att. *Decentraland* pielāgotais atbalsta vektoru regresijas modelis, atkarīgais
mainīgais - dienas beigu cena, faktori - sentiments + VIX + IXIC +
sentiments*ziņojumu skaits



4.2.att. *Tezos* pielāgotais atbalsta vektoru regresijas modelis, atkarīgais
mainīgais - dienas beigu cena, faktori - sentiments + ziņojumu skaits + VIX +
IXIC + MSCI



4.3.att. *Ethereum* pielāgotais atbalsta vektoru regresijas modelis, atkarīgais mainīgais - dienas beigu cena, faktori - sentiments + ziņojumu skaits + IXIC + MSCI + sentiments*VIX