

**LATVIJAS UNIVERSITĀTE**  
**BIZNESĀ, VADĪBAS UN EKONOMIKAS FAKULTĀTE**  
**Ekonomikas nodaļa**

**INVESTORU SENTIMENTS SOCIĀLAJOS MEDIJOS KĀ AKCIJU  
CENU UN TIRDZNIECĪBAS APJOMA IETEKMĒJOŠAIS FAKTORS**

**Investor Sentiment in Social Media As a Determinant of Stock Prices  
and Trade Volume**

**MAĢISTRA DARBS**

Ekonomikas maģistra studiju programma  
Matemātiskās ekonomikas apakšprogramma

Autors: **Aigars Mustafājevs**

Studenta apliecības Nr.: AM19063

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

RĪGA, 2021

# SATURA RĀDĪTĀJS

|   |    |
|---|----|
| SATURA RĀDĪTĀJS .....   | 2  |
| ANOTĀCIJA.....  | 4  |
| ABSTRACT .....  | 5  |
| IEVADS .....  | 6  |
| 1. LITERATŪRAS APSKATS .....  | 10 |
| 1.1.Finanšu tirgus koncepti.....  | 10 |
| 1.1.1.Efektīva tirgus hipotēze .....  | 10 |
| 1.1.2.Uzdevības finanšu teorija .....   | 13 |
| 1.2.Sentiments .....  | 16 |
| 1.2.1. Investoru sentiments kā uzņēmuma akcijas ienesīguma ietekmējošais faktors .....    | 17 |
| 1.2.2. Investoru sentiments sociālo mediju vietnēs .....                                  | 22 |
| 1.2.3. Investoru sociālo mediju sentimenta aprēķināšana .....                             | 24 |
| 1.2.3.1. Mašīnmācīšanās pieeja .....  | 25 |
| 1.2.3.2. Vārdnīcu pieeja.....   | 26 |
| 1.2.3.2.1 Vārdnīcu pieeja – “sentimentr” bibliotēka .....                                 | 26 |
| 1.2.3.2.2. Vārdnīcu viedi .....   | 29 |
| 2.DATU IEGŪŠANA, APSTRĀDE UN IZPĒTE.....  | 33 |
| 2.1. Investoru sentimenta dati.....   | 33 |
| 2.1.1. Investoru sentimenta datu iegūšana un apstrāde no Mikroblogošanas vietnēm.....     | 33 |
| 2.1.2. Investoru sentimenta datu izpēte no Mikroblogošanas vietnēm.....                   | 36 |
| 2.2. Finanšu dati .....   | 38 |
| 3.METODOLOĢIJA UN MODEĻA REZULTĀTI .....  | 39 |
| 3.1. Regresijas modeļu novērtējums.....   | 39 |
| 3.2. VAR modeļu novērtējums .....   | 43 |
| 3.2.1.Grendžera cēlonība .....  | 46 |
| 3.2.2.Prognozētās impulsu reakcijas funkcijas novērtējumi.....                            | 47 |
| 3.2.3. Prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija.....                                | 50 |
| 3.3. Pozitīva/negatīva sentimenta izmantošana kā akcijas iegādes/pārdošanas signāls ..... | 52 |
| SECINAJUMI UN PRIEKŠLIKUMI .....  | 54 |
| Secinājumi .....  | 54 |
| Priekšlikumi finanšu tirgus pētniekiem .....  | 55 |
| IZMANTOTĀ LITERATŪRA UN AVOTI.....  | 56 |

|  |    |
|--|----|
| PIELIKUMI.....   | 63 |
| Pielikums Nr.1 –Bloomberg termināla sentimenta indikatora piemērs..... | 63 |
| Pielikums Nr.2 – Finanšu dati .....                                    | 64 |
| Pielikums Nr.3 – VAR modeļu rezultāti .....                            | 67 |

## ANOTĀCIJA

Pētījuma mērķis ir novērtēt investoru sentimentu sociālajos tīklos un pārlicināties vai investoru sentiments statistiski nozīmīgi ietekmē akciju cenu un tirdzniecības apjoma izmaiņu.

Darbā aplūkots periods no 06.04.2016. līdz 29.04.2016, izmantojot augstas frekvences (stundas intervāla) datus par 36 "The Standard & Poor's 500" indeksā iekļauto uzņēmumu akcijām. Sociālo mediju sentimenta aprēķināšanai ir izmantota vārdnīcu pieeja - konkrēti, R programmēšanas valodas bibliotēka "*sentimentr*".

Izmantojot vektoru autoregresijas (VAR) modeļus, iegūti statistiski nozīmīgi rezultāti, kas apliecina investora sentimenta ietekmi gan uz akciju ienesīgumu, gan uz tirdzniecības apjomu. Abos gadījumos tika apstiprināta vienvirziena Grendžera cēlonība. Attiecībā uz augstas frekvences datiem iepriekš publicētajos pētījumos līdzīgo rezultātu nebija, un tā ir šī darba galvenā novitāte.

*Atslēgas vārdi:* Investoru sentiments, Grendžera cēlonība, vektoru autoregresija (VAR), impulsa reakcijas funkcija (IRF), prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija (FEVD).

## **ABSTRACT**

The goal of this thesis is to assess investor sentiment in social networks and to evaluate whether investor sentiment is a statistically significant factor in stock returns and trading volume.

The research period is from 06.04.2016. till 29.04.2016, using hourly interval data of 36 companies included in the “The Standard & Poor’s 500”. A dictionary approach has been used to calculate social media sentiment - specifically, the R programming language library “sentimentr”.

Using vector autoregression (VAR) models, statistically significant results have been obtained, which confirms the impact of investor sentiment on both stock returns and trading volume. In both cases, one-way Granger's causality was confirmed. For high frequency data, previously published studies did not show similar results and this is the main novelty of this work.

**Keywords:** Investor sentiment, Granger causality, Vector autoregression (VAR), Impulse response function (IRF), Forecast error variance decomposition (FEVD)

## IEVADS

Finanšu tirgu var analizēt no diviem konceptuāli dažādiem pieņēmumiem. Pirmais koncepts, visi investori ir racionāli tirgus aģenti, tātad finanšu tirgus ir efektīvs (pastāv efektīvā tirgus hipotēze). Kas būtībā nozīmē investoriem nav iespēja pārspēt finanšu tirgus ienesīgumu un investori nav pakļauti emocijām, tātad visa zināmā informācija par uzņēmuma akciju jau ir atspoguļota pašreizējā uzņēmuma akcijas cenā. Šis koncepta attīstība sāka strauji attīstīties ar J.Fama (E.Fama), 1970 gadā publicēto rakstu par tirgus efektivitāti finanšu tirgos.<sup>1</sup> Šis pētījums ir būtiski palīdzējis izprast finanšu tirgu, par ko arī J.Fama saņēma Nobela prēmiju 2013.gadā.

Tomēr uzskats, ka investors nav pakļauts emocijām nešķiet reālistisks. Ir uzņēmumi, kuru galvenais darbības mērķis ir pārspēt finanšu tirgus ienesīgumu. Tādēļ otrais koncepts, visi investori nav racionāli tirgus aģenti un savā veidā tiek pakļauti dažādiem psiholoģiskiem un emocionāliem faktoriem, kas noved pie dažādiem neracionāliem lēmumiem<sup>2</sup>. Par šī koncepta – Uzvedības finanšu teorija (*Behavioural economics*) – populārāko autoru uzskata R.Šilleru (*R.Shiller*), kura pētījumu par pārmērīgi augstu akcijas cenu svārstīgumiem publicēja 1981.gadā.<sup>3</sup> Arī par uzvedības finanšu teoriju tika saņemta Nobela prēmija 2013.gadā. Pavisam nesen arī R.Tālers (*R.Thaler*) saņēma Nobela prēmiju 2017.gadā par ieguldījumiem uzvedības finanšu teorijas attīstībā.

Investoru emocijas/noskaņojums tiek raksturotas ar terminu “investoru sentiments”. Sākotnējie mēģinājumi noteikt investoru sentimentu bijuši ar aptaujas datiem par akcijas tirgu kopumā. Šādi mēģinājumi nav izrādījušies veiksmīgi un nav uzrādījuši statistiski nozīmīgus rezultātus. Arī dažos mūsdienu pētījumos, kas analizē tirgus sentimenta ietekmi tiek vērtēta neviennozīmīgi.<sup>4</sup>

Tomēr vairāku pētījumu rezultāti pārlicinoši liecina, ka tomēr investoru sentimentam ir būtiska nozīme attiecībā uz akcijas cenu izmaiņām<sup>5:6</sup> un drīzāk jākoncentrējas uz sentimenta noteikšanas metodēm. Emocijām pakļauti investori mēdz veikt ieguldījumus akciju tirgū bez jebkāda veida analīzes un nebalstoties uz uzņēmumu finanšu rādītājiem. Šādus investorus dēvē par trokšņa investoriem (*noise traders*) un šo teoriju sākotnēji izstrādāja Bleks un Delongs

---

<sup>1</sup> Malkiel, Burton G.; Fama, Eugene F. (1970). EFFICIENT CAPITAL MARKETS: A REVIEW OF THEORY AND EMPIRICAL WORK\*. The Journal of Finance, 25(2), 383–417

<sup>2</sup> Yildirim, H. (2017). Behavioral Finance or Efficient Market Hypothesis? Vol:3, Issue:11; pp:151-158

<sup>3</sup> Shiller, Robert J. "The Use of Volatility Measures in Assessing Market Efficiency." The Journal of Finance, Vol. XXXVI, No. 2, (May 1981), pp. 291-304

<sup>4</sup> Gregory W. Brown, Michael T. Cliff (2004). Investor sentiment and the near-term stock market, Journal of Empirical Finance 11, 1 –27 p.

<sup>5</sup> A. Groß-Klußmann, S. König, M. Ebner (2019). Buzzwords build momentum: Global financial Twitter sentiment and the aggregate stock market. Journal of Expert Systems with Applications 136, 171 – 186 p.

<sup>6</sup> G. Guzman (2007). Using sentiment surveys to predict GDP growth and stock returns, Munich Personal RePEc Archive, 1 – 30 p.

(Black & DeLong). Emocionāli investori “nobīda” akcijas cenu no tā saucamās “patiesās vērtības” (*intrinsic value*)<sup>7</sup>.

Investoru sentimenta analīze ir plaši izmantota investoru vidū, kur aktīva patieso vērtību nav iespējams izmērīt ar uzņēmumu akcijas tirgū izmantotajām metodēm. Piemēram, kriptovalūtu tirgū šādi pētījumi liecina, ka investoru sentiments ir būtisks cenu ietekmējošais faktors.<sup>8</sup>

Attīstoties tehnoloģijām un sociālo mediju vietnēm, investoru sentimenta analīze kļuvusi ar vien pieejamāka līdz ar to pieaug pētnieku interese analizēt investoru sentimenta nozīmīgumu. Daudzi aspekti vēl nav pietiekami izpētīti, piemēram, trūkst pētījumu kas analizētu investora sentimenta ietekmi konkrētai nozarei, konkrētai uzņēmumu grupai vai uzņēmumiem ar līdzīgiem finanšu rādītājiem.

Pētījumos tiek atrasti arī pierādījumi, ka pastāv sakarība starp akcijas cenu pieaugumu/samazinājumu un to cik pamanāms uzņēmums ir medijos<sup>9</sup>, šī novērojuma izpausmi iespējams raksturot ar akcijas cenas un uzņēmuma ieņēmumu attiecību (angļu valodā *price-to-earnings ratio*, jeb *P/E ratio*) – citiem vārdiem sakot, uzņēmuma akcija tiek iegādāta, tādēļ ka par citiem uzņēmumiem neprofesionāli investori nezina, rezultātā pieaug uzņēmuma akcijas cena, bet uzņēmuma ieņēmumi nav proporcionāli pieauguši.

Līdz ar to pētījuma **hipotēze** – investoru sentimentam ir statistiski nozīmīga ietekme uz uzņēmuma akcijas cenu un tirdzniecības apjoma izmaiņām.

**Maģistra darba mērķis** ir novērtēt investoru sentimentu sociālajos tīklos un pārlicināties vai investoru sentiments ir statistiski nozīmīgs akciju cenu izmaiņu un tirdzniecības apjoma izmaiņu faktors. Sniegt priekšlikumus, kas varētu palīdzēt investoriem pieņemt lēmumu par uzņēmuma akcijas iegādi vai pārdošanu.

**Pētījuma uzdevumi.** Lai sasniegtu izvirzītos mērķus tiks veikti sekojošie uzdevumi:

- 1) Pamatojoties uz zinātnisko literatūru, izpētīt investoru sentimentu ietekmi uz akciju u.c. finanšu instrumentu tirgiem (piemēram, kriptovalūtu tirgū);
- 2) Apkopot mikroblogošanas sociālā tīklu (piemēram *Twitter* un *Stocktwits*) publicētos ziņojumus;
- 3) Veikt datu tīrīšanu, t.sk. dzēst ziņojumus, kuri nesatur būtisku informāciju (piemēram, ziņojums sastāv tikai no akciju simboliem);

---

<sup>7</sup> Gregory W. Brown, Michael T. Cliff (2004). Investor sentiment and the near-term stock market, *Journal of Empirical Finance* 11, 1 –27 p.

<sup>8</sup> I.Georgoula, D. Pournarakis, C.Bilanakos, D.N. Sotiropoulos, G.M. Giaglis. (2015) Using Time-Series and Sentiment Analysis to detect the Determinants of Bitcoin Prices, *SSRN*, 1 – 14 p.

<sup>9</sup> J. Strycharz, N. Strauss, D.Trilling (2018) The Role of Media Coverage in Explaining Stock Market Fluctuations: Insights for Strategic Financial Communication, *International Journal of Strategic Communication*, 12:1, 67-85

- 4) Izpētīt populārāko sentimenta analīzes rīku/bibliotēku dokumentāciju;
- 5) Apkopot vēsturiskos datus par uzņēmuma akciju cenām stundu intervālā;
- 6) Apkopot visus datus vienā datubāzē un veikt datu transformēšanu;
- 7) Iegūtajiem datiem veikt regresijas analīzi ar mērķi identificēt investoru sentimenta ietekmi uz akcijas cenu izmaiņām un tirdzniecības apjomu;
- 8) Veikt vektoru autoregresijas (VAR) novērtējumu, lai noteiktu sakarības starp investoru sentimentu un uzņēmuma akcijas ienesīgumu un tirdzniecības apjomu. Papildus veikt Grendžera cēlonības, prognozētās impulsu reakcijas funkcijas un prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīciju;
- 9) Pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem veikt secinājumus un priekšlikumus, kas palīdzētu pieņemt lēmumu vai investoru sentiments sociālajos medijos var tikt izmantots, lēmumu pieņemšanai par uzņēmuma akcijas iegādi vai pārdošanu.

**Pētījumā objekts.** Investoru sentimenta ietekme uz akcijas cenu izmaiņām.

**Pētījumā priekšmets.** Investoru sentiments.

**Pētījumā izmantotās metodes.** Darbā izstrādē tiks izmantota grafiskā, statistiskā pētījuma metode, lai novērtētu datu aprakstošo statistiku un ekonometriskās analīzes metodes, piemēram, regresijas analīzi, lai novērtētu investoru sentimenta īstermiņa ietekmi un noskaidrotu vai ir grupa kurai ir vairāk raksturīgs statistiski nozīmīgs investoru sentiments kā ietekmējošais faktors.

Vektoru autoregresijas modeļi, Grendžera cēlonība, prognozētās impulsu reakcijas funkcija un prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija, lai analizētu investoru sentimenta ietekmi izmantojot R programmēšanas valodā pieejamos rīkus.

**Pētījuma struktūra.** Darbs sastāv no trīs daļām. Pirmajā nodaļā, literatūras apskats par investoru sentimenta ietekmi finanšu instrumentu tirgū, to teorētiskie pamati un praktiskais pielietojums.

Otrajā nodaļā tiek novērtētas investoru sentimenta datu iegūšanas metodes.

Trešajā nodaļā tiek novērtēts, vai investoru sentiments ir statistiski nozīmīgs konkrētai uzņēmumu akciju grupai, vai investoru sentiments var izraisīt Grendžera cēlonību un analizēt, kā reaģēs uzņēmuma akcijas ienesīgums un tirdzniecības apjoms, ja investoru sentimentam novērots šoks.

Balstoties uz nodaļas iegūtiem rezultātiem tiek veikti secinājumi par investoru sentimenta ietekmi uz akcijas cenu izmaiņām un tirdzniecības apjomu un izstrādāti priekšlikumi turpmākai pētniecībai.

**Pētījuma periods.** Pētījuma periods ir no 06.04.2016. līdz 29.04.2016, izmantojot stundas intervāla datus.

**Izmantotās literatūras un datu avotu apraksts.** Maģistra darba izstrāde, tika balstīta uz zinātniskajām publikācijām.

Vēsturiskās uzņēmuma akcijas cenas tika iegūt no datubāzes “*finam.ru*”, jo plaši pazīstamās interneta vietnēs šāda veida informācija ir pieejama par aktuālo periodu.

*Mikroblogošanas* vietņu (*Twitter un Stocktwits*) ziņojumi tika iegūti no Harvardas Datu zinātnes studentu (*M.Patnam, P.Bhanot, P.Singh*) publicētajiem ziņojumiem vietnē GitHub.

**Pētījuma ierobežojumi.** Pētījumā tika 36 uzņēmuma akcijas, kas iekļautas “*Standart&Poors 500*”<sup>10</sup> akciju indeksā, šis indekss ir viens no populārākajiem līdz ar to publiski pieejamā informācija arī ir salīdzinoši plašāka.

---

<sup>10</sup> ASV akciju indekss kurš sastāv no 500 lielākajiem uzņēmumiem. Uzņēmumu lielums tiek mērīts reizinot akcijas cenu ar emitēto akciju skaitu.

# 1. LITERATŪRAS APSKATS

## 1.1. Finanšu tirgus koncepti

Lai gūtu priekšstatu par investora sentimenta nozīmi finanšu tirgū ir svarīgi aplūkot būtiskākās atšķirības starp efektīva tirgus koncepta un uzvedības finanšu teoriju. Tādēļ, šajā nodaļā tiks gūts virspusīgs priekšstats par šiem tirgus konceptiem un to attīstības gaitu.

### 1.1.1. Efektīva tirgus hipotēze

Efektīvas tirgus hipotēzes (*efficient market hypothesis – EMH*) kā jēdziens sāka attīstīties 20. gs. sākumā. Lai gan pētnieku interese par šo jautājumu attīstījās krietni pirms.<sup>11</sup>

Šīs finanšu teorijas būtība balstās uz pieņēmumu, ka uzņēmuma akcijas cenas kvantitatīvā veidā atspoguļo visu informāciju, kas attiecas uz konkrēto uzņēmumu.

Vispirms šo argumentu testēja 1950. gadā, kad M. Kendals (*Maurice Kendall*), ar laika rindas datiem mēģināja prognozēt akcijas cenas. Tomēr rezultāti bija nesekmīgi, neizdevās atrast nevienu laika rindu, kuras uzvedība būtu sistemātiska un prognozēt spējīgā. Tika analizētas 22 laika rindas nedēļas griezumā, sākot ar laika rindām ar 486 novērojumiem un beidzot ar laika rindām ar 2387 novērojumiem.<sup>12</sup> Pētnieku vidū pastāvēja arguments, ka ja uzņēmuma akcijas cenas būtu iespējams prognozēt nedēļas griezumā, tad šo pieeju izmantotu ikviens, kā rezultātā akcijas cena pieaugt, samazinot peļņas iespējas.

**Efektīvas hipotēzes pirms sākumi - patvaļīga pastaiga.** Iemesls, kādēļ uzņēmuma akcijas cenas mainās ir investoru reakcija uz ziņām un pēdējo pieejamo informāciju par konkrēto uzņēmumu. Tomēr nav iespējams noteikt, vai uzņēmuma akcijas cena pieaugs, vai samazināsies un par cik. Tas ir tādēļ, ka nav iespējams noteikt kāda būs investoru reakcija, tātad arguments vairāk sliecas, ka uzņēmuma akcijas nākotnes cena ir pielīdzināma patvaļīgai pastaigai (*random walk*), jeb 50% iespējamība ka uzņēmuma akcijas cena periodā  $t+1$  būs augstāka par uzņēmuma akcijas cenu periodā  $t$ , un otrādi. Pirmais patvaļīgas pastaigas teorijas empīriskais pētījums tika veikts 1964. gadā.<sup>13</sup>

Patvaļīgas pastaigas teorija nozīmē, ka uzņēmuma akcijas cena periodā  $t$  ir neatkarīga no uzņēmuma akcijas cenas periodā  $t-1$ , tātad šis uzņēmuma akcijas cenas nav savstarpēji saistītas. Lai pārbaudītu šo pieņēmumu J. Fama (*E. Fama*) 30 uzņēmumiem no *Dow Jones Industrial Average* indeksa<sup>14</sup> veica autokorelācijas testus. Rezultātā apstiprinājās J. Famas izvirzītā hipotēze – uzņēmuma akcijas cenas izmaiņas ir pielīdzināmas patvaļīgai pastaigai.<sup>15</sup>

Tātad vēsturiskās uzņēmuma akciju cenas nesatur vērtīgu informāciju priekš prognozēšanas tas ir tikai kumulatīvs akcijas cenu izmaiņu rādītājs līdz ar to tehniskā analīze<sup>16</sup>,

<sup>11</sup> M. Sewell (2011). History of the Efficient Market Hypothesis. UCL Department of Computer Science, 1 – 14 p.

<sup>12</sup> M. G. Kendall, A. B. Hill. The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), Vol. 116, No. 1 (1953), 11 – 34 p.

<sup>13</sup> Cootner, P. (Ed.), (1964). The Random Character of Stock Market Prices. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology Press.

<sup>14</sup> *Dow Jones Industrial Average* indekss seko līdz 30 lielāko ASV uzņēmumu akcijas cenām. Tas tika izveidots 1896. gadā.

<sup>15</sup> E. F. Fama. The behavior of stock-market prices. Journal of Business, 38(1), 1965. 34 – 105 p.

<sup>16</sup> Analīzes metode kuru investori izmanto, lai prognozētu uzņēmuma akcijas cenu uzvedību. Šie indikatori pārsvarā balstās uz vēsturisko cenu vidējām vērtībām dažādos periodos (piemēram, salīdzinot "Moving average 7

kura tiek plaši izmantota investoru vidū, nevar tikt izmantota kā akcijas cenu prognozēšanas instruments.<sup>17</sup>

**Efektīva tirgus hipotēze un tās izpausmes.** Kā jēdziens efektīva tirgus hipotēze tiek formulēts 1965.gadā (*E.Fama*), tajā pašā gadā Samuelsons (*Samuelson*) publicēja rakstu par to, ka sagaidāmo uzņēmumu akcijas cenas svārstības ir patvaļīgas. Pēc tam H.Roberts (*H. Robert*), bija pirmais kurš nodalīja efektīvās hipotēzes vāju izpausmi no stipras izpausmes, kas 1970.gadā arī tika nostiprināta E.Famas (*E.Fama*) publikācijā.<sup>18</sup> Kopumā tiek izteiktas trīs efektīva tirgus formas:

(1)**Vāja forma** nosaka to, ka uzņēmuma akcijas cenā tiek atspoguļota visa informācija, kas saistīta ar konkrētā uzņēmuma akcijas cenu – vēsturiskās cenas, pirkšanas/pārdošanas apjomi un darījumu īpatsvaru ar “aizņemtajām” uzņēmuma akcijām (*short interest*)<sup>19</sup>. Šo sauc par vāju formu, jo šāda veida datu iegūšana ir lēta un viegla, līdz ko parādītos jauna kvantitatīva informācija par (piemēram, augsts svārstīgums) uzņēmumu, tad ātri vien tas atspoguļoties akcijas cenā un iespēja nopelnīt būtu niecīga, jo starpība starp uzņēmuma akciju un “patieso” vērtību būtu nulle;

(2)**Vidēji stipra forma nozīmē**, ka uzņēmuma akcijas cenā tiek iekļauta arī tāda publiski pieejamā informācija, kā finanšu pārskatus – peļņas/zaudējuma pārskats, (2) naudas plūsmas pārskats un (3) bilance.

(3)**Stipra forma** nozīmē, ka uzņēmuma akcijas cenā tiek iekļauta arī visa informācija, kas ir zināma tikai uzņēmuma valdei, darbiniekiem (*insiders*).<sup>20</sup>

**Efektīva tirgus hipotēzes trūkumi.** R.Tālers (*R.Thaler*) norāda uz diviem Efektīvā tirgus hipotēzes trūkumiem:

(1) Tiek pieņemts, ka uzņēmumu akciju cenas ir “pareizas”, jeb racionālas. Tomēr lielākoties uzņēmuma akcijas cenas “patiesā vērtība” nav kvantitatīvi raksturojama. Tas ir it īpaši raksturīgi uzņēmumiem, kuru darbība skar vairākas nozares, mūsdienās izteiktākais piemērs ir uzņēmums *Tesla*. Klasiskā analītiķu pieeja ir analizēt uzņēmumu kā automašīnu ražotāju, jo tas ir galvenais uzņēmuma ienākumu avots. Tomēr citi investori, kas koncentrē savu stratēģiju uz inovācijām (piemēram, *C.Woods* no ARK Investments<sup>21</sup>) uzskata, ka uzņēmuma *Tesla* darbība ir daudz plašāka, jo uzņēmums (1) uzņēmums aktīvi izrāda interesi kriptovalūtās (2021.gadā tika iegādāta *Bitcoin* kriptovalūta 1.5miljardu ASV dolāru vērtībā<sup>22</sup>, un sākot ar

---

days” pret “Moving average 21 days”, ja šie indikatori šķērsojas, tas liecina par uzņēmuma akcijas trenda maiņu) un vēsturisko uzņēmuma tirgoto akciju skaitu (*volume*).

<sup>17</sup> Dimson, E. & Mussavian M. (1998). A brief history of market efficiency. *European Financial Management*, 4(1), 91-103, p.93

<sup>18</sup> M.Sewell (2011). History of the Efficient Market Hypothesis. UCL Department of Computer Science, 1 – 14 p.

<sup>19</sup> “short interest” norāda uz investoru stratēģiju, kura tiek izmantota ja investors ir pārliecināts, ka uzņēmuma akcijas cena ir būtiski augstāka par “patieso” akcijas vērtību (*intrinsic value*), rezultātā akcijas cena samazināsies. Tādā gadījumā, investora peļņu veidojas no akcijas cenas samazinājuma. Šī ir ļoti riskanta stratēģija no ierastā investīciju stratēģijas – akciju pirkšana un pārdošana, jo pērkot uzņēmuma akciju maksimālie zaudējumi ir vienāds ar visu investīciju apjomu. Savukārt izvēloties “short” stratēģiju iespējamie zaudējumi ir neierobežoti, jo potenciāls par to cik liels var būt akcijas cenas pieaugums nav.

<sup>20</sup> Z.Bodie, A.Kane, A.J.Marcus (2009) *Investments*. 8th Edition. McGrawHill/Irwin, 1 – 1062 p.

<sup>21</sup> Aktīvu pārvaldītāju uzņēmums “ARK-invest” <https://ark-invest.com/> (skatīts 04.05.2021)

<sup>22</sup> Uzņēmums *Tesla* iegādājas *Bitcoin* 1.5 miljardu ASV dolāru vērtībā <https://www.cnn.com/2021/02/08/tesla-buys-1point5-billion-in-bitcoin.html> (skatīts 07.04.2021)

2021.gada aprīli ir iespējams iegādāties Tesla automašīnas ar *Bitcoin*<sup>23</sup> un uzņēmums šo valūtu uzkrās un nekonvertēs ASV dolārā). (2) uzņēmums ir krietni apsteidzis konkurentus attiecībā uz autopilotu, (3) uzņēmums ražo baterijas, kas ir lielākās elektromobiļu izmaksas, (4) uzņēmums pārdod saules paneļus, (5) uzņēmums izgatavo un pārdod gaisa kondicionierus. Jāņem arī vērā fakts, ka lielāko uzņēmuma darbības laiku uzņēmums strādā ar zaudējumiem<sup>24</sup>, kā arī uzņēmuma īpašnieks Ī.Masks (*E.Musk*) ir īpašnieks arī trīs privātiem uzņēmumiem *SpaceX*, *BooringCompany*, *Neurallink*, līdz ar to zināšanas starp šiem uzņēmumiem tiek pārnestas no viena uz otru, piemēram, darbinieki kuri strādā gan *Tesla*, gan *SpaceX* reizē. Tas ir uzņēmums, kurš sevī ietver ārkārtīgi daudz un lielas industrijas, tādēļ nav skaidrs kāda ir uzņēmuma “patiesā vērtība” ir tikai spekulācijas par nākotnes naudas plūsmu.

(2) Otrs trūkums ir iepriekš minētā patvaļīgā pastaiga,<sup>25</sup> kas liecina par to, ka izvēloties aktīvu investīciju stratēģiju iespēja nopelnīt ir zema.<sup>26</sup> Tomēr ir pētnieki kuriem ir izdevies apgāzt šo pieņēmumu.<sup>27</sup> Šos rezultātus būtiski ietekmē pētījumā izmantotais uzņēmuma akcijas cenas periods – sekunžu, minūšu, stundu, dienu, nedēļu griezumā. Mazākais iespējamais periods, kuru iespējams analizēt ir analizējot katru darījumu kas veikts vienā sekundē.<sup>28</sup>

**Efektīvā tirgus hipotēze un investoru ienesīguma rezultāti.** No statistiskā viedokļa, investoram regulāri iegūt ienesīgumu, kurš ir augstāks nekā ieguldot *S&P500* indeksā ir niecīgas. 1968.gadā šis arguments tika empīriski pārbaudīts – tika salīdzināts 115 ieguldījumu fondu ienesīgums ar *S&P500* indeksa ienesīgumu desmit gadu periodā (1955.g.-1964.g.).

Rezultātā, ņemot vērā ieguldījumu fondu darījuma izmaksas, 89 no 115 gadījumiem (jeb 78% gadījumu) ieguldījuma fonda ienesīgums bija zemāks nekā *S&P500* indeksa ienesīgumu (ar vidēju novirzi par 14,6%). Tātad šie rezultāti norāda, ka vairums ieguldījumu fondu analītiķu darbs ir absolūti lieks un lielāku ienesīgumu investors iegūtu izvēloties pasīvu investīciju stratēģiju, ieguldot *S&P500* indeksā.<sup>29</sup>

Spilgtākais piemērs, kuram sistemātiski ir izdevies iegūt ienesīgumu, kurš ir lielāks par *S&P500* indeksa ienesīgumu ir V.Bafets (*W.Buffett*), kurš kā vienu no iemesliem šādam rezultātam min pasīvu investēšanas stratēģiju. V.Bafets 2008.gadā pieņēma uzņēmuma “*Protege Partners, LLC*” izaicinājumu, ka šis uzņēmums spēs desmit gadu laikā ar aktīvu investēšanas stratēģiju pārspēt *S&P500* indeksa ienesīgumu, neņemot vērā uzņēmuma akcijas pirkšanas un pārdošanas izmaksas (komisijas cenas). Rezultātā 2018.gadā šajās derībās uzvarēja V.Bafets.<sup>30</sup>

**Uzņēmuma akcijas cenu prognozēšana akadēmiskajā vidē** joprojām pētnieku vidū ir aktuāla, 2021.gadā “Google Scholar” atrodami 26’900 publikācijas kas satur atslēgas vārdus

<sup>23</sup> Tesla automašīnas var iegādāties ar Bitcoin <https://www.cnn.com/2021/03/24/elon-musk-says-people-can-now-buy-a-tesla-with-bitcoin.html> (skatīts 07.04.2021)

<sup>24</sup> Uzņēmuma Tesla naudas plūsma <https://finance.yahoo.com/quote/TSLA/cash-flow/> (skatīts 07.04.2021)

<sup>25</sup> R.H.Thaler, S.Mullainathan (2000). Behavioral Economics. NBER working paper series, 1 – 13p.

<sup>26</sup> Z.Bodie, A.Kane, A.J.Marcus (2009) Investments. 8th Edition. McGrawHill/Irwin, 1 – 1062 p.

<sup>27</sup> C.M.C. Lee, M. J.Ready (1991). Inferring Trade Direction from Intraday Data. The Journal of finance Vol. XLVI, No.2, June, 1 – 14 p.

<sup>28</sup> R.M. David (2014). Machine-learning classification techniques for the analysis and prediction of high-frequency stock direction, University of Iowa, 1 – 292 p.

<sup>29</sup> Michael Jensen. "The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-64," Journal of Finance, 23 (May, 1968), 389-416

<sup>30</sup> V.Bafets pieņem Prostege Partners derības starp aktīva un pasīva investīciju stratēģiju <https://longbets.org/362/> (skatīts 04.05.2021)

“*stock market*”<sup>31</sup>. Tomēr visi pētījumi, kas saistīti ar uzņēmuma akciju pētniecību, it īpaši prognozēšanu ir pakļauti tā saucamajam atvilktnes efektam. Ar šādu nosaukumu “atvilktnes efekts” (*file drawer bias*) nāca klajā pētnieki A.Timmermans (*A.Timmermann*) un K.Grenžers (*C.Granger*) Tas nozīmē, ka pētnieki nav ieinteresēti publicēt statistiski nozīmīgus un veiksmīgus uzņēmuma akciju cenas prognozēšanas modeļus, jo pēc modeļa publicēšanas citi investori sāks pielietot to pašu modeli, kā rezultātā modeļa prognozētspēja visdrīzāk paliks bezvērtīga.<sup>32</sup>

### 1.1.2. Uzvedības finanšu teorija

Uzvedību finanšu teorijas (*Behavioral finance*) piekritēji uzskata, ka investoru psiholoģiskajiem aspektiem (viens no tiem – investoru sentiments) ir nozīme uzņēmumu akcijas cenu veidošanā.<sup>33</sup> Tas ir tādēļ, ka nav iespējama tikai racionāla tirgus aģenta rīcība, ja tas tā būtu, tad tirgus “burbuļi” nepastāvētu.

Uzvedības finanšu teorijas pētnieki, gluži tā pat kā ikviens pētnieks ir ietekmējušies no seniem izcilu pētnieku darbiem. Tomēr pieņemot, ka pirmsākumi vairāk akcentējās uz brīdī, kad teorija iegūst lielāku atzinību citu pētnieku vidū, tad pirmsākuma pazīmes – racionālas izvēles noliegšana – aizsākās 20.gs. beigās ar H.Simona pētījumiem, kur kā galvenais arguments bija, ka indivīdu lēmumu pieņemšana ir daudz sarežģītāka par vienkāršotu derīguma funkciju un peļņas maksimizēšanu.<sup>34</sup> Tomēr šie argumenti neieguva citu pētnieku atzinību, tādēļ biežāk par uzvedības finanšu teorijas pamatlicējiem tiek uzskatīti R.Šillers (R.Shiller) un R.Tālers (R.Thaler).

R.Šillers (R.Shiller) 1981.gadā nāca klajā ar pētījumu par faktoriem, kas nosaka pārmērīgi augstas uzņēmumu akcijas cenu svārstīgumus. Šajā pētījumā galvenokārt akcents bija uz to, ka lielas neparedzamas uzņēmuma akcijas cenas izmaiņas raksturo jaunu informāciju. Tomēr periodus ar lielu uzņēmuma akciju svārstīgumu nevar vien izskaidrot ar informāciju, kas saistīta ar nākotnes dividendēm.<sup>35</sup>

R.Tālers (R.Thaler) savu akadēmisko karjeru ir veltījis pētot anomālijas un neracionālu uzvedību – neierobežojoties tieši ar investoru uzvedību, bet gan visu tirgus dalībnieku uzvedību. 1980.gadā R.Tālers (R.Thaler) publicēja pētījumu kurā tiek aplūkoti iemesli, kas skaidro kādēļ neizdodas prognozēt indivīdu izvēli tirgus apstākļos.<sup>36</sup> Šis darbs tiek balstīts uz perspektīvu teoriju, kuras autori ir Kanemans un Tverskijs (*Kahneman, Tversky*). Perspektīvu teorijas autori 1980.gadu atzīmē, kā uzvedības finanšu teorijas sākumu, tādēļ zemāk tiks īsumā aplūkota šīs teorijas būtība.

---

<sup>31</sup>Atslēgas vārdu “*stock market*” atrodamās publikācijas “*Google Scholar*”: [https://scholar.google.com/scholar?start=840&q=stock+market&hl=en&as\\_sdt=0,5&as\\_ylo=2021](https://scholar.google.com/scholar?start=840&q=stock+market&hl=en&as_sdt=0,5&as_ylo=2021) (skatīts 06.04.2021)

<sup>32</sup> A. Timmermann, C.W.J. Granger (2004). Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal of Forecasting* 20, 15– 27 p.

<sup>33</sup>Peterson, R.L. (2016), *Trading on Sentiment: The Power of Minds over Markets*, JohnWiley and Sons, London.

<sup>34</sup> H.Simon (1986). Rationality in Psychology and Economics. *The Journal of Business*, Vol. 59, No. 4, Part 2: The Behavioral Foundations of Economic Theory (Oct., 1986), 209-224 p.

<sup>35</sup> S.J.Grossman, R.Shiller (1981). The Determinants of the Variability of Stock Market Prices. *The American Economic Review*, Vol. 71, No. 2, Papers and Proceedings of the Ninety-Third Annual Meeting of the American Economic Association (May, 1981), pp. 222-227 p.

<sup>36</sup> R.Thaler (1980). Toward a positive theory of consumer choice. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 39 – 60 p.

**Perspektīvu teorija** sākās ar Kanemana un Tverskija (*Kahneman, Tversky*) pētījuma rezultātiem, kas norādīja uz atšķirībām starp indivīdu uzvedību un sagaidāmo derīguma funkcijas teoriju (*expected utility theory*).<sup>37</sup> Citiem vārdiem sakot, indivīdi nav skaitļošanas mašīnas, kuru vienīgā funkcija ir maksimizēt derīgumu. Tādēļ iepriekš minētie veica aptauju, kur respondentiem tika dotas izvēles iespējas pie hipotētiskiem scenārijiem, piemēram, kāda būtu indivīda izvēle, ja pastāv divi varianti: (1) izvēlēties ieguldījumu, kur pastāv 90% iespējamība iegūt 100 EUR vai (2) izvēlēties ieguldījumu, kur pastāv 30% iespēja iegūt 1000 EUR, pieņemot ka sākotnējais ieguldījums ir vienāds. Virkne ar šāda veida jautājumiem tika uzdoti, kā rezultātā tika iegūti ļoti interesanti novērojumi. Piemēram, tika novērots, ka indivīdi vērtē potenciālos ieguvumus un potenciālos zaudējumus atkarībā no konkrēta atsauces punkta (*reference point*) nevis neto ieguvumiem, piemēram, indivīdiem 100 EUR ieguvums šķiet lielāks, ja ieguvums veidojas no 0 EUR līdz 100 EUR, nekā ja ieguvums veidojas no 1000 EUR līdz 1100 EUR. Bet abos gadījumos ienesīgums ir vienāds (100 EUR).

Tika novērots arī, ka indivīdi attiecās pret ieguvumiem un zaudējumiem atšķirīgi. Pirmkārt, indivīdi ir gatavi vairāk riskēt ja runa ir par ieguvumiem. Pētījumā, ja respondentam bija izvēle starp (1) garantētiem 3000 EUR un (2) 4000 EUR ar 0.8 iespējamību vai 0 EUR ar 0.2 iespējamību. Respondenti izvēlējās drošus 3000 EUR. Savukārt, ja runa ir par zaudējumiem nevis ieguvumiem, tad ja respondentam ir izvēle starp (1) garantētiem 3000 EUR zaudējumiem un (2) 4000 EUR zaudējumiem ar 0.8 iespējamību un 0 EUR zaudējumiem ar 0.2 iespējamību. Tad 92% no respondentiem labāk izvēlās riskēt un izvēlas otro opciju, jo pastāv 0.2 iespējamība, ka zaudējumi nav. Šāds novērojums ir pretstats līdz šim pieņemtajai sagaidāmā derīguma funkcijas teorijai, kas šajā gadījumā nozīmētu vienmēr izvēlēties to iespēju, kuras iespējamība ir vislielākā.<sup>38</sup>

Šeit minot tikai galvenos no Kanemana un Tverskija (*Kahneman, Tversky*) pētījuma rezultātiem. Kopumā ir skaidrs, ka indivīds necenšas vienmēr iegūt maksimālo derīgumu un indivīda darbības var ietekmēt dažādi psiholoģiskie aspekti, tādēļ zemāk īsumā tiks aplūkoti divi no tiem.

**Investoru psiholoģiskie aspekti.** Kā daži no psiholoģiskajiem aspektiem, kādēļ investori pieņem kļūdainus lēmumus ir (1) pārlietu augsta pārliecinātība, (2) pārspīlēta/nepietiekama reakcija uz pieejamajām ziņām par uzņēmuma akciju.

**Pārlietu augsta pārliecinātība** norāda uz investora nespēju objektīvi novērtēt investīciju lēmumus. Šo faktoru apstiprina iemesli kādēļ investors izvēlas aktīvu ieguldījumu stratēģiju un veic ieguldījumus individuālās uzņēmuma akcijās, nevis uzņēmumu akciju indeksos, kas ir daudz drošāka ieguldījumu stratēģija. Investoram gripas ticēt, ka tieši viņš spēj iegūt ienesīgumu, kurš ir augstāks par tirgus ienesīgumu. Pētījumā, kur tika analizēti 66 465 mājsaimniecības, kur veic ieguldījumus individuālās uzņēmuma akcijās, laika posmā no 1991. līdz 1996. gadam, vidēji gadā ieguva 11.4%, tajā pat laikā tirgus ienesīgums gadā bija 17.9%.<sup>39</sup>

---

<sup>37</sup> Sagaidāmo derīguma funkcijas (*expected utility theory*) teorijas princips ir tāds, ka pie nosacījuma ja iepriekš ir zināmas notikumu iespējamības, tad indivīdi visdrīzāk izvēlēsies veikt tās darbības, kuru iespējamība ir vislielākā.

<sup>38</sup> J.Levy (1992). An Introduction to Prospect Theory. *Political Psychology*, Vol. 13, No. 2, Special Issue: Prospect Theory and Political. *Psychology* (Jun., 1992), 171-186 p.

<sup>39</sup> B.M.Barber, T.Odean (2000). Trading Is Hazardous to Your Wealth: The Common Stock Investment Performance of Individual Investors. *The Journal of Finance*. Vol LV, No.2. April, 1 – 34 p.

Pētnieki pārlietu augstu pārliecīgumu raksturo kā pārspīlētu pieņēmumu par rezultātu kuram ir pozitīvs iznākums, kas negatīvi izpaužas investora iegūto ienesīgumu no sava ieguldījuma portfeļa.<sup>40</sup> Tas nozīmē, ka investors var iegādāties uzņēmuma akcijas, kuras cena ir krietni virs “patiesās” vērtības ar pārliecību, ka uzņēmuma akcijas cena turpinās pieaugt, vai pārdot par pārlietu zemu cenu ar pārliecību ka uzņēmuma akcijas cena ir vērtā mazāk nekā tās iegādes brīdī.<sup>41</sup> Šāda situācija var rasties, ja investoram ir izdevies veikt dažus veiksmīgus gadījumus, bet investors nav apjautis, ka investora rezultāti bijuši atkarīgi no izteikta “buļļu” (augšupejošs akciju cenu pieaugums) vai “lāču” (lejupejošs akciju tirgus kritums) tirgum (atkarībā no investora pozīcijas – “long” vai “short”<sup>42</sup>).<sup>43</sup>

**Pārspīlēta/nepietiekama investoru reakcija uz pieejamo informāciju par uzņēmuma akciju,** norāda uz investora nespēju novērtēt jauno ziņu svarīgumu attiecībā pret vēsturiskajām ziņām par uzņēmuma akciju. Pētniekiem izdevies atklāt, ka investori bieži pārspīlēti reaģē attiecībā uz jaunu informāciju par uzņēmumu – investori mazāku uzsvāru liek informācijai par uzņēmumu kas bija vēsturiski pieejama, savukārt pārlietu liels uzsvārs tiek uzlikts jebkurai jaunākajai informācijai par uzņēmumu. Šis rezultāts norāda uz to, ka investori pārspīlēti reaģē uz jaunu informāciju par uzņēmuma akciju.

Šādā gadījumā tas nozīmē, ka uzņēmumu akcijas ar augstu ienesīgumu rezultēsies nepārtrauktā cenu pieaugumā kamēr uzņēmumu akcijas cenas ar gadiem būs krietni par augstu.. Savukārt pretēji, uzņēmumu akcijas ar zemu ienesīgumu rezultēsies ārkārtīgi zemās akciju cenās. Tātad vēsturiskie “uzvarētāji” pārspēs vēsturiskos “zaudētājus”. Tomēr empīriskis pētījums par 35 uzņēmumu akcijām atklāja, ka uzņēmumu akcijas ar viszemāko ienesīgumu piecu gadu laikā, rezultējās ienesīgumā kurš nākamās piecus gadus ir lielāks par S&P 500 indeksa jeb tirgus ienesīgumu – un otrādi.

Savukārt citiem pētniekiem ir izdevies atrast liecības, ka uzņēmumu akcijām, kurām pirmajā pusgadā ir augstāks ienesīgums, visdrīzāk arī turpinās pieaugt ienesīgums cauru gadu – un otrādi.<sup>44</sup>

Būtībā pētījumi liecina par to, ka uzņēmumu akcijas ir iespējams prognozēt, kas ir pretstats iepriekšējai nodaļai par efektīvo tirgus hipotēzi, kas pieņem, ka uzņēmumu akcijas cenas ir patvaļīgas. Šo psiholoģisko aspektu, kas palīdzētu skaidrot investoru uzvedību ir ārkārtīgi daudz, zinātniskajā literatūrā lielāka uzmanība tiek piešķirta tieši pārlietu augstai pašpārliecīgībai, iespējams jo to vieglāk izmērīt ar strauju svārstīguma pieaugumu. Turpmāk tiks aplūkots sīkāk sentiments un kā tas tiek skaidrots zinātniskajās publikācijās.

---

<sup>40</sup> M.Statman, S.Thorley, K.Vorkink (2006). Investor Overconfidence and Trading Volume. Published by Oxford University Press on behalf of The Society for Financial Studies. 1 – 35 p.

<sup>41</sup> S.Alsabban, O.Alarfaj (2020). An Empirical Analysis of Behavioral Finance in the Saudi Stock Market: Evidence of Overconfidence Behavior. International Journal of Economics and Financial Issues, 10(1), 73 - 86.p

<sup>42</sup> Ar “long” investīciju pozīciju, investors tic, ka uzņēmuma akcijas cena pieaugs, savukārt ar “short” pozīciju, investors tic, ka uzņēmuma akcijas cena samazināsies.

<sup>43</sup> S.Gervais, T.Odean (2001). Learning to Be Overconfident. The Review of Financial Studies Spring, Vol.14, No.1, 1 – 27 p.

<sup>44</sup> R.H.Thaler, S.Mullainathan (2000). Behavioral Economics. NBER working paper series, 1 – 13p.

## 1.2.Sentiments

Viennozīmīga definīcija par to, kas ir investora sentiments nepastāv. Dažos pētījumos sentimentu raksturo kā kopējo investoru noskaņojumu attiecībā uz finanšu tirgu<sup>45</sup>, citos pētījumos kā pārlieku jūtīgu vai nepietiekamu reakciju uz uzņēmuma akcijas ienesīgumu<sup>46</sup> vai iespēja spekulēt par nākotnes naudas plūsmu balstoties uz “troksni”<sup>47</sup>

Uzvedību finanšu teorijas kontekstā mēs investoru sentimentu varam definēt kā starpību starp investoriem kuri nodarbojas ar arbitražu un investoriem, kuri tiek saukti kā “trokšņa” investoriem (*noise traders*). Citiem vārdiem sakot, starpība starp neracionāliem un racionāliem investoriem.

“Trokšņa” investors ir termins ar kuru tiek aprakstīts tirgus dalībnieks, kurš savus investīciju lēmumus pieņem (1) nebalstoties uz nevienu no fundamentāliem akcijas cenu principiem (piemēram, diskontēto naudas plūsmas modeli), (2) ar vājām prasmēm nosaka izdevīgu brīdi (*poor market timing*), lai pirktu vai pārdotu uzņēmuma akcijas, (3) seko uzņēmuma akcijas trendiem un (4) pārlieku jūtīgi reaģē vai nepietiekami reaģē uz labām vai sliktām ziņām, kas skar konkrēto uzņēmuma akciju.<sup>48,49</sup>

Tas nebūt nenozīmē, ka investori kuru stratēģija balstās uz investoru sentimentu varētu tikt klasificēti kā neracionāli investori, it īpaši gadījumā ja ir pierādījumi, ka izmantojot šādu investīciju stratēģiju iespējams iegūt peļņu.

Ja šie investori apzinās un izprot šādu stratēģiju – pārdod uzņēmuma akcijas, kad investoru sentiments ir pārlieku pozitīvs un pirkt kad investoru sentiments ir pārlieku negatīvs – tad nav iemesla šādus investorus klasificēt kā neracionālus. Akadēmiskajā literatūrā ir atrodamas vairākas liecības, ka investoriem ir iespējas nopelnīt, kad kopējais investoru sentiments ir pārlieku pozitīvs, kas novirza akcijas cenu no “patiesās vērtības” (*intrinsic value*).<sup>50</sup>

**Iemesli, kādēļ investoru sentiments varētu būt atšķirīgs.** Jāpiebilst, ka investoru noskaņojums var būt atšķirīgs atkarībā no investora ieguldījumu stratēģijas. Piemēram, pasīvu investoru noskaņojums attiecībā uz konkrēto uzņēmuma akciju var būt pozitīvs, jo uzņēmums darbojas inovatīvā nozarē, bet aktīva investora noskaņojums ir negatīvs, jo pēc pēdējā ceturkšņa finanšu pārskata uzņēmuma neto peļņa ir samazinājusies. Tātad investoru sentiments konkrētajā periodā tiek ietekmēts attiecībā pēc tā cik lielu daļu no akciju turētājiem ir ar ilgtermiņa ieguldījumu stratēģija (pasīvi investori) un cik investoriem īstermiņa ieguldījumu stratēģija (aktīvie investori).<sup>51</sup>

Papildus investoru sentiments var būt atšķirīgs atkarībā no tā vai investoram pieder šī uzņēmuma akcija vai nē. Investors lielākoties savu negatīvo (*bearish*) sentimentu izsaka tikai

---

<sup>45</sup> A.Shleifer, L.H.Summers (1990). The Noise Trader Approach to Finance. Journal of Economic Perspectives, Vol 4. No 2, 19 -33 p.

<sup>46</sup> N.Barberis, A.Shleifer, R.Vishny (1998). A model of investor sentiment. Journal of Financial Economics 49, 307 – 343 p.

<sup>47</sup> M.Baker, J.Wurgler (2007). Investor Sentiment in the Stock Market. Journal of Economic Perspectives, Vol. 21, No 2, 129 – 151 p.

<sup>48</sup> A.S. Kyle (1985). Continuous Auctions and Insider Trading. The Econometric Society, 1315 – 1335 p.

<sup>49</sup> F. Black (1986). Noise. The Journal of Finance Vol XII, No 3. July, 1 – 15 p.

<sup>50</sup> B. Ahmed (2020). Understanding the impact of investor sentiment on the price formation process: A review of the conduct of American stock markets (2020) The Journal of Economic Asymmetries 22, 1 – 29 p.

<sup>51</sup> J.A.Cookson, M.Niessner (2016). Why Don't We Agree? Evidence from a Social Network of Investors, SSRN, 1 – 52 p.

uz to uzņēmumu akcijām, kuras viņam pieder. Līdz ko investors ir pārdevis visas uzņēmuma akcijas, viņš vairs nekoncentrēsies uz šo uzņēmuma akciju kā iepriekš. Jo lielākoties investors savu uzmanību koncentrēs uz uzņēmumiem, kuru akcijas cena pieaugs. Neskaitot gadījumu, ja investoram ir augsta riska tolerance un kuri savu investīciju stratēģiju balsta uz “put” opciju vai “short-selling” stratēģiju, kas būtībā nozīmē, ka investors iegūst peļņu gadījumā ja uzņēmuma akcijas cena samazinās.<sup>52</sup>

### 1.2.1. Investoru sentiments kā uzņēmuma akcijas ienesīguma ietekmējošais faktors

Pētījumi par investoru sentimentu ietekmi uz uzņēmuma akcijas ienesīgumu un pirktu/pārdoto uzņēmumu akciju skaitu pēdējos gados ir ļoti ieinteresējusi pētniekus. Galvenokārt tādēļ, ka attīstoties tehnoloģijām un sociālo mediju vietnēm šī aspekta pētīšana paliek arvien pieejamāka. Ja mēs iedalām pētījumus divos periodos pirms 2005.gada un pēc, tad lielākoties pirms 2005.gada kā galvenais investoru sentimentu iegūšanas veids bija aptaujas dati. Tomēr aptaujas datiem ir zināma intervāla nobīde, parasti tas ir nedēļas intervāls vai mēneša intervāls. Šādos pētījumos ļoti grūti novērot investora sentimentu ietekmi. Salīdzinoši ilgais laika intervāls arī sapludina investora sentimentu spēju ietekmēt un tikt ietekmētam. Jo īsāks ir analizētais laika intervāls, jo labāk iespējams izolēt investora sentimentu ietekmi no citiem akcijas cenas ietekmējošiem faktoriem.

Pēc 2005.gada jau sāk parādīties veidi kā tiek mēģināts noteikt investora sentimentu pēc ziņu virsrakstiem vai sociālajās vietnēs publicētajām ziņām. Arī sāk parādīties komplicēti sentimentu konstruēšanas veidi.

Iemesls kādēļ statistisku nozīmīgu rezultātu iegūšanai analizējot investoru sentimentu ir tik svarīga pēc iespējas mazāka laika intervāla izmantošana ir jo finanšu tirgus arvien vairāk sāk parādīties automatizācija, tas nozīmē finanšu tirgi kļūst arvien efektīvāki. Investoriem arvien grūtāk rodas izdevības atrast veidu kā pārspēt jeb iegūt ienesīgumu, kurš būtu augstāks par S&P500 indeksa ienesīgumu. *New York Stock Exchange* 2006.gadā sāka izmantot jaunu automatizācijas rīku, kas ļāva samazināt darījuma laiku no 10 sekundēm līdz mazāk kā sekunde.<sup>53</sup> Kā arī, investīciju stratēģiju automatizēšana pamazām sāk kļūt arvien pieejamāka arī ne institucionālajiem investoriem jeb tā saucamajiem individuālajiem investoriem (*retail investors*). Mūsdienās savas investīciju stratēģijas testēt uz vēsturiskajiem datiem bezmaksas izmantojot tādas bezmaksas rīkus, kā *Quantconnect*, *Quantopian* un *Quandl*. Pēc tam šīs stratēģijas iespējams praktiski pielietot savienojot tās ar brokeri. Vispopulārākais brokers kurš piedāvā iespēju savienot stratēģijas, kuras izveidotas ar *Python* programmēšanas (bibliotēkas “*IBridgePy*” valodu ir *InteractiveBrokers*, Eiropas investoriem patiesībā tā ir vienīgā iespēja. ASV investoriem ir pieejamas arī “*IBridgePy*” alternatīvas, no tām patreiz populārākais ir “*Alpaca*”<sup>54</sup> izveidotais rīks.

Akadēmiskajā literatūrā pētīt investora sentimentu ietekmi var būt neskaitāmi daudz kombinācijas, kas padara katru pētījumu unikālu. Tas ir tādēļ, ka katram pētniekam ir atšķirīgas

<sup>52</sup> N.Oliveira, P.Cortez, N.Areal (2013). On the Predictability of Stock Market Behavior using StockTwits Sentiment and Posting Volume, 1 – 10 p.

<sup>53</sup> T.Hendershott, P.C.Moulton (2010). Automation, Speed, and Stock Market Quality: The NYSE’s Hybrid. *Journal of Financial Markets* 14(4), 568-604 p.

<sup>54</sup>Uzņēmuma Alpaca algoritmiskā akciju pirkšana/pārdošana <https://alpaca.markets/algotrading> (skatīts 02.05.2021.)

pētījuma metodes, atšķirīgs analizētais datu periods, intervāls kādā tika veikti pētījums, tirgus kurš tika pētīts, veids kā tika iegūti dati, veids kā tika noteikts sentiments u.c. faktori. Ja vērtējam pētījuma rezultātus kopumā, tad mūsdienu pētījumos galvenokārt tomēr tiek identificēta investoru sentimenta ietekme finanšu tirgos. Zemāk tabulā ir apkopotas desmit publikācijas par investoru sentimenta ietekmes analīzi no dažādiem aspektiem, lai demonstrētu dažādības starp pētījumiem, to galvenos rezultātus un kādēļ joprojām pēc autora domām ir nepieciešams veikt papildus pētījumus.

## Publikācijas par investoru sentimenta ietekmi finanšu tirgū

| Autors un Publicēšanas gads  | Dati  | Pētījuma metodes   | Galvenie rezultāti   |
|--|---|--|--|
| I.Georgoula,<br>D.Pournarakis,<br>C.Bilanakos,<br>D.N.Sotiropoulos,<br>G.M.Giaglis<br>(2014) <sup>55</sup> | <b>Laika posms:</b><br>2014.g. okt. – 2015.g. janv.<br><b>Intervāls:</b> Diena<br><b>Ziņojumi:</b> 2 milj.<br><b>Avots:</b> <i>Twitter</i><br><b>Analizētais tirgus:</b><br>Kriptoalūta                         | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br><i>Support Vector Machine (SVM)</i> klasificēšanas algoritms, lai nošķirtu pozitīvus no negatīviem ziņojumiem<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>1) Regresijas analīze, lai noteiktu īstermiņa kriptoalūtas “ <i>Bitcoin</i> ” cenas ietekmējošos faktorus;<br>2) Vektoru kļūdu korekcijas modelis ( <i>VECM</i> ) ilgtermiņa sakarību noteikšanai. | 1) Kriptoalūtas <i>Bitcoin</i> cenu pozitīvi ietekmē atslēgasvārda <i>Bitcoin</i> meklēšana vietnē <i>Wikipedia</i> ;<br>2) Pozitīvs investoru sentiments sociālajos tīklos īstermiņā pozitīvi ietekmē kriptoalūtas <i>Bitcoin</i> cenu;<br>3) Pastāv ilgtermiņa sakarība starp <i>Bitcoin</i> cenu un <i>S&amp;P 500</i> indeksa cenu, kas liecina, ka ieguldījumi kriptoalūtu tirgū un akciju tirgū ir savstarpēji aizstājami. |
| S.Kim,<br>D.Kim<br>(2014) <sup>56</sup>  | <b>Laika posms:</b> 2005.g. – 2010.g.<br><b>Intervāls:</b> Diena, mēnesis, gads<br><b>Uzņēmumu sk.:</b> 91<br><b>Ziņojumi:</b> 32 milj.<br><b>Avots:</b> <i>Yahoo finance</i><br><b>Analizētais tirgus:</b> ASV | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Ziņojumu skaits, kas satur vārdus “ <i>buy</i> ”, “ <i>strong buy</i> ”, “ <i>sell</i> ”, “ <i>strong sell</i> ”<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Šķērsriezuma regresija  | 1) Netika atrasta sakarība starp investora sentimentu un uzņēmuma akcijas cenas ienesīgumu.<br>2) Vēsturiskie uzņēmumu akcijas rezultāti pozitīvi ietekmē investoru sentimentu   |
| H.Changsheng,<br>W.Yongfeng<br>(2012) <sup>57</sup>  | <b>Laika posms:</b> 2003.g. – 2010.g.<br><b>Intervāls:</b> Mēnesis<br><b>Uzņēmumu sk.:</b> 579<br><b>Avots:</b> Datubāze “ <i>Wind</i> ”<br><b>Analizētais tirgus:</b> Ķīna                                     | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Tika veidots sentimenta indekss, kurš sastāvēja no citiem dažādiem sentimenta raksturojošiem indeksiem.<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>GARCH modeļu novērtējums   | 1) Uzņēmuma akcijas ar zemu <i>book-to-market</i> vērtību un augstu <i>price-to-earnings ratio</i> ir vairāk jutīgas attiecībā pret investoru sentimentu.<br>2) Investoru sentiments ir nozīmīgs faktors uzņēmumu akciju vērtēšanā.  |

<sup>55</sup>A055 – I.Georgoula, D. Pournarakis, C.Bilanakos, D.N. Sotiropoulos, G.M. Giaglis. (2015) Using Time-Series and Sentiment Analysis to detect the Determinants of Bitcoin Prices, SSRN, 1 – 14 p.

<sup>56</sup>A001 – Soon-Ho Kim, Dongcheol Kim (2014). Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns, Journal of Economic Behavior & Organization, 1 –27 p.

<sup>57</sup>A003 – Hu Changshenga, Wang Yongfengb (2012). Investor Sentiment and Assets Valuation, Systems Engineering Procedia 3, 166 – 171 p.

|  |  |   |   |
|--|--|---|---|
| M.Baker, J.Wurgler (2007) <sup>58</sup>                | <b>Laika posms:</b> 1966.g. – 2005.g.<br><b>Intervāls:</b> Mēnesis   | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Autoru veidots sentimenta indekss no dažādiem investora sentimenta atspoguļojošiem faktoriem<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Regresijas analīze   | 1)Uzsver, ka drīzāk jautājums ir nevis vai investoru sentiments ietekmē uzņēmuma akcijas cenas, bet kā analizēt investoru sentimentu;<br>2)Uzņēmuma akcijas ar kurām arbitražā ir mazāk iespējama (uzņēmuma akcijas cenas ir vienādas visos tirgos) tiek vairāk ietekmētas no investoru sentimentā. |
| A.Groß-Klußmann, S.König, M.Ebner (2019) <sup>59</sup> | <b>Laika posms:</b> 2010.g. – 2019.g.<br><b>Intervāls:</b> Diena<br><b>Avots:</b> <i>Twitter</i><br><b>Analizētais tirgus:</b> Ķīna, Eiropa, ASV, Kanāda, Austrālija, Japāna | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Tika veidots sentimenta indekss no ziņojumiem, <u>kurus publicējuši ir finanšu tirgus eksperti</u> . Sentimenta klasificēšana tika veikta ar <i>Support Vector Machine (SVM)</i> klasificēšanas algoritmu.<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Šķērsriezuma regresija | 1)Finanšu ekspertu investoru sentiments sociālo mediju vietnēs īstermiņā ietekmē uzņēmuma akciju tirgus indeksa cenas, savukārt ne-ekspertu sentiments neietekmē;<br>2)Ekspertu sentimenta signāli var tikt izmantoti, lai iegūtu augstāku ienesīgumu nekā klasiskie pirkšanas/pārdošanas signāli.  |
| J.Kumari (2015) <sup>60</sup>                          | <b>Laika posms:</b> 2000.g. – 2014.g.<br><b>Avots:</b> Dažādi investoru sentimentu indeksi<br><b>Analizētais tirgus:</b> Indija  | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Autoru veidots sentimenta indekss no dažādiem investora sentimenta atspoguļojošiem faktoriem<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Vektoru auto regresijas ( <i>VAR</i> ) modeļu novērtējums un <i>GARCH</i> modeļu novērtējums   | Investoru sentiments būtiski ietekmē finanšu tirgus svārstīgumu   |
| B.Ahmed (2020) <sup>61</sup>                           | <b>Laika posms:</b><br>1999.g. janv. – 2017.g.dec.<br><b>Analizētais tirgus:</b> ASV   | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Autoru veidots sentimenta indekss no dažādiem investora sentimenta atspoguļojošiem faktoriem   | 1)Investoru sentiments ir nozīmīgs uzņēmuma akciju ietekmējošais faktors;   |

<sup>58</sup> G. Guzman (2007). Using sentiment surveys to predict GDP growth and stock returns, Munich Personal RePEc Archive, 1 – 30 p.

<sup>59</sup> A. Groß-Klußmann, S. König, M. Ebner (2019). Buzzwords build momentum: Global financial Twitter sentiment and the aggregate stock market. Journal of Expert Systems with Applications 136, 171 – 186 p.

<sup>60</sup> Kumari, J., Mahakud, J., (2015). Does investor sentiment predict the asset volatility? Evidence from emerging stock market India. Journal of Behavioral and Experimental Finance.

<sup>61</sup> B. Ahmed (2020). Understanding the impact of investor sentiment on the price formation process: A review of the conduct of American stock markets (2020) The Journal of Economic Asymmetries 22, 1 – 29 p.

|   |  |   |   |
|---|--|---|---|
|   |  | <b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Regresijas analīze un <i>GARCH</i> modeļu novērtējums   | 2)Investora sentimenta ietekme ir atšķirīga atkarībā no tirgus apstākļiem – kopumā augšupejošs vai lejupejošs tirgus ienesīgums.  |
| G.Ranco,<br>D.Aleksovski,<br>G.Caldarelli,<br>M.Grčar,<br>I.Mozetič<br>(2015) <sup>62</sup> | <b>Laika posms:</b><br>2013.g. jūn. – 2014.g. sep.<br><b>Intervāls:</b> Diena<br><b>Uzņēmumu sk.:</b> 30<br><b>Avots:</b> <i>Twitter</i><br><b>Analizētais tirgus:</b> ASV         | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Sentimenta noteikšana ar <i>Beijsa</i> tehniku un <i>Support Vector Machine (SVM)</i> klasificēšanas algoritmu<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Vektoru auto regresijas ( <i>VAR</i> ) modeļu novērtējums un Grendžera cēlonības novērtējums | Investora sociālo mediju sentimenta izmantošana kā signāls uzņēmuma akciju pirkšanai un pārdošanai ir nozīmīgs.   |
| M.Sherif,<br>D.Leitch<br>(2017) <sup>63</sup>   | <b>Laika posms:</b> 2010.g. – 2015.g.<br><b>Intervāls:</b> Diena<br><b>Uzņēmumu sk.:</b> 100<br><b>Analizētais tirgus:</b><br>ASV un Lielbritānija<br><b>Avots:</b> <i>Twitter</i> | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Autoru veidots sentimenta indekss<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Regresijas modeļu novērtējums   | Augsts investoru sentiments sociālajos medijos nākamajos periodos atspoguļojas zemā ienesīgumā.   |
| G.W. Borwn,<br>M.T. Cliff<br>(2002) <sup>64</sup>   | <b>Laika posms:</b> 2003.g. – 2010.g.<br><b>Intervāls:</b> Nedēļa un Mēnesis<br><b>Avots:</b> Aptaujas dati<br><b>Analizētais tirgus:</b> ASV                                      | <b>Sentimenta noteikšanas metode:</b><br>Autoru veidots sentimenta indekss no dažādu aptauju iegūtajiem rezultātiem, kas atspoguļo investoru sentimentu<br><b>Sentimenta ietekmes pētījuma metodes:</b><br>Vektoru auto regresijas ( <i>VAR</i> ) modeļu novērtējums                                    | 1)Investoru sentiments korelējas ar tirgus ienesīgumu;<br>2)Investoru sentimenta ietekme īstermiņā ir zema.<br>3)Neapstiprinās vispār pieņemtie fakti, ka sentiments ietekmē tikai individuālos investorus un uzņēmumus ar salīdzinoši zemu tirgus vērtību. |

<sup>62</sup> G.Ranco, D.Aleksovski, G.Caldarelli, M.Grčar, I.Mozetič (2015). The Effects of Twitter Sentiment on Stock Price Returns. PLoS ONE 10(9), 1 – 21 p.

<sup>63</sup> M.Sherif, D.Leitch (2017). Twitter mood, CEO succession announcements and stock returns. Journal of Computational Science, 1 – 33 p.

<sup>64</sup> Gregory W. Brown, Michael T. Cliff (2004). Investor sentiment and the near-term stock market, Journal of Empirical Finance 11, 1 –27 p.

### 1.2.2. Investoru sentiments sociālo mediju vietnēs

Investoru sentiments sociālo mediju tīmekļa vietnēs kļūst ar vien populārāks un pieejamāks instruments, ko investori izmanto kā papildus rīku, lai noteiktu šķietami izdevīgāko mirkli uzņēmumu akciju iegādei vai pārdošanai. Investoriem ir iespēja arī balstīties ne tikai uz saviem pētījumiem par investora sentimentu, bet arī izmantot brokeru piedāvātos investoru sentimenta rīkus. Patreiz lielākie finanšu instrumentu brokeri kuri piedāvā šādu sociālo mediju sentimenta indikatoru ir *Bloomberg* un *Interactive Brokers*.

#### ***Bloomberg* sociālo mediju sentimenta indikators.**

Detalizēta indikatora metodoloģija publiski nav pieejama tomēr pēc informācijas, kas pieejama publiski varam spriest, ka *Bloomberg* šis instruments veidots ar divām funkcionalitātēm: (1) Pirmā rīka funkcionalitāte ir, lai novērotu neierasti augstu skaitu ar *Twitter* ziņojumiem par konkrēto uzņēmumu. Ja tiek novērota neierasti augsta aktivitāte sociālajos tīklos, tad investoram ir iespēja saņemt informāciju par šo novērojumu e-pastā; (2) Otra rīka funkcionalitāte ir, lai informētu vai investoru sentiments ir “pozitīvs”, “negatīvs” vai “neitrāls”. Kā ziņo *Bloomberg*, tad šo funkcionalitāti izstrādājusi augsti kvalificēti eksperti un datu zinātnieki, kas izmanto vairākus matemātiskos modeļus un klasificēšanas algoritmus, lai pēc iespējas precīzāk klasificētu investoru sentimentu sociālo mediju vietnēs.

*Bloomberg* vadītājs (*B.Rooney*) komentē, ka šo rīku var izmantot kā papildus instrumentus lai identificētu trendus vai iespējamo akcijas cenas pieaugumu/samazinājumu.<sup>65</sup> *Bloomberg* terminālī tiek izmantots, gan investoru sentiments vietnē *Twitter*, gan arī vietnē *Twitter* publicēto ziņojumu apjoms konkrētajā dienā. Ilustratīvs rīka piemērs ir pievienots arī pielikumā (skat. pielikums Nr.1 “*Bloomberg* termināla sentimenta indikatora piemērs”).

#### ***Interactive Brokers* sociālo mediju sentimenta indikators.**

Atšķirībā no *Bloomberg*, kur uzņēmums pats izstrādā modeļus, lai analizētu investoru sentimentu sociālajos medijos, tad *Interactive Brokers* piedāvā piekļuvi uzņēmuma *Social Market Analytics* izstrādātajam un patentētajam investoru sociālo mediju sentimenta analīzes rīkam. Līdzīgi ka *Bloomberg* arī *Social Market Analytics Inc* investoru sociālo mediju sentimentu iedala trīs kategorijās: (1) “pozitīvs”; (2) “negatīvs”; (3) “neitrāls”, tomēr dažkārt rodas sarežģījumi nošķirt šos investoru sentimenta līmeņus vienu no otra. Kā arī *Twitter* vietnē publicēto ziņojumu skaits var krietni atšķirties par katru uzņēmumu. Tas nozīmē, ka lai nodrošinātu investora sentimenta indikatoru katram uzņēmumam to nepieciešams standartizēt un būt skaidrai “līnijai” par to kāda veida ziņojumus var klasificēt kādā no iepriekš minētajiem līmeņiem jeb kategorijām.<sup>66</sup>

Par laimi šī problēma nav aktuāla pētnieciskajai darbībai, ja vien tās mērķis nav investora sociālo mediju sentimenta izstrāde ikvienam publiskai akciju sabiedrībai. Tomēr

<sup>65</sup>Bloomberg preses relīze par *Twitter* ziņojumu sentimentu <https://www.bloomberg.com/company/press/trending-on-twitter-social-sentiment-analytics/#:~:text=To%20answer%20that%2C%20Bloomberg%20also,positive%20or%20negative%20social%20sentiment.&text=%E2%80%9CSentiment%20analysis%20helps%20derive%20meaning%20from%20the%20stream.%E2%80%9D> (skatīts 01.04.2021)

<sup>66</sup> Uzņēmuma *Social Market Analytics* sentimenta novērtējuma patents <https://uspto.report/patent/grant/10,846,479> (skatīts 01.04.2021)

zemo ziņojumu skaits gan ir būtisks faktors, kas ietver manipulācijas risku, tādēļ turpmāk īsumā par manipulācijas riskiem un investora sentimentu sociālo medijos.

### **Manipulācijas riski attiecībā uz investora sociālo mediju sentimenta novērtējumu.**

Iespējas manipulēt ar *Twitter* ziņojumiem, lai tiktu iegūts maldinošs priekšstats par uzņēmuma akciju tik tiešām pastāv, it īpaši sociālajos medijos nepopulāru uzņēmumu akcijas. Tādēļ investoram, jābūt ārkārtīgi uzmanīgam ja investoru sociālo mediju sentiments tiek izmantots kā vienīgais dzinulis, lai pieņemtu lēmumu par uzņēmuma akcijas iegādi vai pārdošanu.

Par to, cik manipulācijas riski interneta vietnē ir aktuāli, liecina arī ASV Vērtspapīru biržas komisijas (*Securities Exchange Commission, SEC*) ieinteresētība šajā jautājumā. 2013.gadā tika izveidota nodaļa, kuras galvenais uzdevums ir identificēt ar manipulāciju saistītu darbību interneta vietnēs.<sup>67</sup> Manipulācija izpaužas vairākās formās, kurās sociālo mediju vietne *Twitter* arī tiek izmantota kā viens no manipulācijas veicināšanas instrumentiem, tādēļ zemāk īsumā aplūkosim divus šādus gadījumus.

### **Manipulācijas gadījums Nr.1**

ASV Vērtspapīru biržas komisija 2015.gadā notiesāja Skotu izcelsmes investoru, kurš bija izveidojis vairākus *Twitter* kontus un apzināti izplatīja nepatiesu informāciju par divu uzņēmumu akcijām ("*Audience Inc*" un "*Sarepta Therapeutics Inc*") rezultāta "*Audience Inc*" akcijas cena samazinājās par 28%, bet "*Sarepta Therapeutics Inc*" akcijas cena samazinājās par 16%.<sup>68</sup> Jāpiebilst, ka šādu manipulāciju iespējams īstenot tikai uzņēmumiem ar zemu uzņēmuma tirgus vērtību, kuru tirgus vērtību var ietekmēt salīdzinoši maza investoru skaita rīcība.

### **Manipulācijas gadījums Nr.2**

Otrajā gadījumā ASV Vērtspapīru biržas komisija 2010.gadā notiesāja kanādiešu pāri, kuri koordinēja "*pump-and-dump scheme*" manipulācijas shēmu, jeb aicinājumus grupveidā un masveidā pirkt konkrētu uzņēmuma akciju un pārdot dažas minūtes vai pat sekundes vēlāk.<sup>69</sup>

Patiesībā šādu "*pump-and-dump*" shēmu ir ārkārtīgi daudz kriptovalūtu tirgū, un tās īsteno izmantojot salīdzinoši jaunu sociālo mediju vietni *Discord*, kur galvenokārt uzturas jaunieši - mērķauditorija, kuru ir vieglāk manipulēt. Šādās shēmās parastā kārtība ir (1) noteikt dienu un stundu kurā tiks veikta shēma, un tās dalībnieki nezina uz kuru aktīvu tiks veiktas šīs darbības; (2) pēdējā minūtē tiek paziņots aktīvs kurš jāiegādājas. Pirms ziņojuma publicēšanas organizatori ir vienojušies pārdot aktīvu pēc noteikta cenas pieauguma. Aktīva iegāde tiek veikta jau nedēļām iepriekš un pakāpeniski, līdz ar to nav indikācijas, kas varētu norādīt uz plānotu "*pump-and-dump*" shēmu.

---

<sup>67</sup>M.Sherif, D.Leitch (2017). Twitter mood, CEO succession announcements and stock returns. *Journal of Computational Science*, 1 – 33 p.

<sup>68</sup>SEC preses ziņojums par tirgus manipulāciju izmantojot *Twitter*. 2015.g."*SEC Charges: False Tweets Sent Two Stocks Reeling in Market Manipulation*" <https://www.sec.gov/news/pressrelease/2015-254.html> (skatīts 01.04.2021)

<sup>69</sup> SEC preses ziņojums par tirgus manipulāciju izmantojot *Twitter* 2010.g. <https://www.sec.gov/litigation/litreleases/2010/lr21580.htm> (skatīts 03.05.2021).

Šo shēmu dalībnieki:

- ir pārlicināti, ka ir uzvarētāji un apkrāpti tiek citi,
- neizprot uzņēmumu akciju/kriptovalu cenu veidošanās principus,
- Iespējams, neapauž, ka tiek apkrāpti.

Tātad varam droši secināt, ka investoru sociālo mediju sentiments atsevišķos gadījumos var izradīties bīstams, ja tas ir vienīgais rīks, kuru izmanto investors, lai identificētu uzņēmuma akcijas iegādes vai pārdošanas brīdi. Tas arī nozīmē, ka jābūt īpašai vērībai ja tiek identificēti statistiski nozīmīgi rezultāti uzņēmumu akcijām ar salīdzinoši zemu tirgus vērtību, jo tādā gadījumā statistiski nozīmīgu rezultātu ietekme var daļēji rasties manipulācijas rezultātā. Turpmāk tiks aplūkoti veidi kā investora sentimentu iespējams aprēķināt no sociālo mediju vietnēm.

### 1.2.3. Investoru sociālo mediju sentimenta aprēķināšana

Akadēmiskajā literatūrā, 21.gadsimtā attīstoties interneta pielietojumam, arvien vairāk sāk parādīties interese par teksta apstrādi un teksta analīzes metodēm. Šīs metodes akadēmiskā literatūrā tiek sauktas par Dabiskās valodas apstrādi jeb angļu valodā *Natural Language Processing* (turpmāk tekstā - *NLP*).<sup>70</sup>

Kā daži no veidiem, kā praktiski tiek izmantots NLP ir (1) Gara teksta apkopošana īsā kopsavilkumā, (2) Specifisku teksta ievades lauku identificēšana, piemēram, NLP modelis, kurš spēj ieskanētā dokumentā pēc konteksta atpazīt, kurš lauciņš apzīmē vārdu, uzvārdu, dzīvesvietu, dzimšanas gadu, darba vietu, (3) teksta automatizēti tulkošanas rīki (t.sk. audio formāta tulkošana), (4) runas atpazīšana<sup>71</sup>(piemēram, lai iedarbinātu kādas datora komandas, vai priekš diktēšanas funkcijām) un (5) sentimenta analīze. Akadēmiskajā literatūrā sentimenta analīze dažkārt tiek saukta arī par viedokļu “rakšanu” jeb angļu valodā *Opinion mining*.

Patreiz sentimenta analīze, no visām iepriekš minētajām NLP pielietošanas metodēm attīstās viss straujāk, galvenokārt pateicoties arvien straujākam sociālo mediju lietotāju pieaugumam<sup>72</sup>. Ar šī brīža pieauguma tempu, tiek prognozēts, ka katru gadu sociālo mediju lietotāju skaits pieaugs par 200 milj.<sup>73</sup>

Praktisks sentimenta analīzes pielietojums ir (1) interneta veikalu klientu atsauksmju analīze, lai identificētu kādas produkta īpašības tiek izceltas visbiežāk, piemēram, produkta kvalitāte, foto kvalitāte, lēna produkta piegāde u.t.t<sup>74</sup> un (2) konkrētu amatpersonu sentimenta analīze, piemēram, banku vadītāju kopējais noskaņojums par jaunumiem banku regulācijā<sup>75</sup>.

---

<sup>70</sup> S.Sun, C. Luo, J.Chen. A review of natural language processing techniques for opinion mining systems. *Information Fusion* 36 (2017) 10–25 p.

<sup>71</sup> G. Chowdhury (2003). *Natural Language Processing*. Annual Review of Information Science and Technology, 51-89 p.

<sup>72</sup> B.Liu (2012) *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool, 1 – 184 p.

<sup>73</sup>Sociālo mediju lietotāju prognoze <https://www.statista.com/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users/> (skatīts 03.05.2021)

<sup>74</sup> N.Archak, A.Ghose, P.G. Ipeirotis (2007). Show me the Money! Deriving the Pricing Power of Product Features by Mining Consumer Reviews. Conference paper, 1 – 11 p.

<sup>75</sup> C.Nopp, A.Hanbury (2015). Detecting Risks in the Banking System by Sentiment Analysis. *Association for Computational Linguistics*, 591-600 p.

**Sentimenta aprēķināšanai būtībā ir divas pieejas:** (1) Mašīnmācīšanās (*Machine Learning*) pieeja (klasificēšanas metodes) vai (2) vārdnīcu pieeja (*lexicon approach*).

Ir arī citas, piemēram, nereti akadēmiskajā literatūrā sastopami pētījumi kur tiek veidots investoru sentimenta indekss no dažādiem citiem indeksiem kas šķietami var tikt uzskatītas kā sentimenta alternatīvas (jeb *proxy*). Tomēr šajā pētījumā šāda metode netika apsvērta līdz ar to sīkāka netiks aplūkota.

### 1.2.3.1. Mašīnmācīšanās pieeja

**Mašīnmācīšanās pieeju** var izmantot, lai klasificētu konkrētu teikumu vai dokumentu kopumā, un šie iegūtie rezultāti dod priekšstatu par to, vai konkrētais teikums vai dokuments ir lielākoties pozitīvs vai negatīvs. Visbiežāk izmantotie klasifikatori priekš sentimenta klasificēšanas akadēmiskajā literatūrā ir uzraugāmie jeb angļu valodā *supervised* mašīnmācīšanās modeļi: (1) Naivā Beijsa klasifikators (*Naive Bayes classifier*), Maksimālais entropijas klasifikators (*Maximum entropy classifier*) un (3) Atbalsta vektora mašīna (*Support Vector Machine*).<sup>76</sup>

Mašīnmācīšanās pieejas priekšrocība ir tāda, ka tādā veidā iespējams trenēt algoritmus atbilstoši teksta kontekstam. Piemēram, ja modelis tiek būvēts izmantojot detektīvromānu tekstu, tad modelis nespēs veiksmīgi identificēt sentimentu analizējot tekstu ziņu portālos, akadēmiskajā literatūrā vai līguma tekstu. Tas ir tādēļ, ka konteksts uz kuru modelis tika būvēts un praktiski pielietots ir pilnīgi atšķirīgs. Līdz ar to ar mašīnmācīšanās pieeju mēs varam precīzāk noteikt kāda ir teksta polaritāte – pozitīva vai negatīva un cik ļoti. Tomēr ne visos gadījumos ir svarīgi identificēt cik ļoti pozitīvs ir konkrētais sentiments. Dažkārt pētījumos tiek sentiments klasificēts, kā (1) pozitīvs, (2) negatīvs vai (3) neitrāls.

Savukārt, ja mēs runājam par uzraugāmo mašīnmācīšanās pieejas trūkumiem, tad būtisks trūkums ir tas, ka jau iepriekš manuāli jāpiešķir katram ziņojumam savs vērtējums par to vai teksts ir pozitīvs vai negatīvs.<sup>77</sup>

Protams tiek pielietoti arī neuzraugāmie (*unsupervised*) mašīnmācīšanās klasificēšanas algoritmi, visbiežāk no tiem ir neironu tīklu metode, bet izmantojot šādu metodi zudīs iespēja saprast kādēļ algoritms konkrēto ziņojumam ir piešķīris konkrēto sentimenta kategoriju.

Pētījuma ietvaros testējot mašīnmācīšanās pieeju tika secināts, ka nepieciešami arī krietni datora resursi, piemēram, 16GB operatīvā atmiņa tika galā ar 20 tūkstošiem ziņojumiem un kopā aizņēma aptuveni 6GB atmiņas cietajā diskā. Tas ir tādēļ, ka jāveido tā saucamais vektoru korpus<sup>78</sup>, kurš sastāv no matricas, kurās izmēri pētījuma ietvaros izmantotajiem datiem ir ziņojumu skaits (apm. 300 tūkst.) reiz unikālo vārdu skaits (apm. 7 tūkst.).

Ar mašīnmācīšanās pieeju tiek veikta arī datu tīrīšana, kas nozīmē nenožīmīgu ziņojumu dzēšanu<sup>79</sup>, interneta saišu dzēšana, stopvārdu (angļu valodā “*stopwords*”)<sup>80</sup> dzēšana, dubulto

<sup>76</sup> S.Sun, C. Luo, J.Chen. A review of natural language processing techniques for opinion mining systems. *Information Fusion* 36 (2017) 10–25 p.

<sup>77</sup> I.Georgoula, D. Pournarakis, C.Bilanakos, D.N. Sotiropoulos, G.M. Giaglis. (2015) Using Time-Series and Sentiment Analysis to detect the Determinants of Bitcoin Prices, SSRN, 1 – 14 p.

<sup>78</sup> I.Feinerer (2020). Introduction to the tm Package, *Text Mining in R*, 1 – 8 p.

<sup>79</sup>Piemēram, šāds ziņojums mums nekādā veidā nepalīdz noprast par teksta polaritāti, teksts nav ne pozitīvs, ne negatīvs : “\$AAPL \$TSLA \$GOOGL \$RBLX”

<sup>80</sup>Angļu valodā ir 174 stopvārdi šeit būs daži no tiem: “*from, below, other, does, himself, both, again, above, because, once, more, there.*”

atstarpju dzēšana, pieturzīmju dzēšana, kā arī visu lielo burtu aizvietošana ar atbilstošajiem mazajiem burtiem<sup>81</sup>.

Izvērtējot iepriekš minētās priekšrocības un trūkumus, tālāk tika izmantota datoram draudzīgāka “vārdnīcu” pieeja.

### 1.2.3.2. Vārdnīcu pieeja

**Vārdnīcu pieeja** ļauj novērtēt teksta sentimentu bez iepriekšējās manuālas teksta klasificēšanas. Būtībā vārdnīcu pieeja nozīmē, ka teksts, kuru mēs vēlamies analizēt tiek salīdzināts ar vārdiem vai frāzēm, kuriem ir raksturīga sentimenta polaritāte – pozitīva vai negatīva. Līdz ar to šīs pieejas priekšrocība ir ātrums, bet rezultātā tiek samazināta arī sentimenta novērtējuma precizitāte.<sup>82</sup>

Akadēmiskajā literatūrā ir arī mēģinājumi apvienot šīs te abas pieejas – mašīnmācīšanās pieeja un vārdnīcu pieeju. Kā piemēram, izmantojot vārdnīcu ar polaritāti saturošiem vārdiem un izmantot neuzraugāmās mašīnmācīšanās metodes klasificēšanas algoritmu “*k-means cluster*”.<sup>83,84</sup> Tālāk tiks aplūkoti pētījumā izmantotā R programmēšanas valodas bibliotēka “*sentimentr*” un vārdnīcu veidus ar kurām ziņojumi tiks salīdzināti.

#### 1.2.3.2.1 Vārdnīcu pieeja – “*sentimentr*” bibliotēka

Šī pētījuma ietvaros, sentimenta noteikšanai tika izmantota vārdnīcu metode tieši iepriekš minēto priekšrocību dēļ – ātrums, nav nepieciešami ārkārtīgi jaudīgi datora resursi un ne-ekspertam draudzīgs rīks. Jāpiebilst, ka vārdnīcu pieejas izmantošana nebūt nenozīmē vieglāka ceļa izvēle. Šis ir labākais veids, kā balstīt pētījumu neesot sentimenta novērtēšanas eksperts. Jo vārdnīcu pieeja ļauj novērtēt sentimentu balstoties uz citu pētnieku veiktiem novērtējumiem par to kādi vārdi lielākoties tiek izmantoti pozitīvā un kuri negatīvā kontekstā.

Šī uzdevuma veikšanai tika izmantota R programmēšanas valoda, kurā ir pieejamas vairākas sentimenta novērtēšanas bibliotēkas jeb rīki, no kurām populārākās bibliotēkas ir (1) “*syuzhet*”, (2) “*SentimentAnalysis*” (3) “*OpenNLP*” un (4) “*sentimentr*”.

Pētījuma ietvaros, sentiments tika novērtēts tieši izmantojot “*sentimentr*” bibliotēkas palīdzību, kuru izveidojis Datu zinātnieks un pētnieks T.Rinkers (*Tyler Rinker*)<sup>85</sup>. Šai bibliotēkai ir papildus būtiskas priekšrocības: (1) ātrums; (2) nav nepieciešama lieli datora resursi; (3) spēj atpazīt gadījumus kur viens teikuma vārds maina cita vārda sentimenta polaritāti no pozitīva uz negatīvu un otrādi. Piemēram, teikumā “*i like AAPL stock*” ir novērojams pozitīvs sentiments par ko liecina vārds “*like*”, bet teikumā “*i don't like AAPL stock*” ir negatīvs sentiments, jo vārds “*don't*” maina teikuma polaritāti.

---

<sup>81</sup> Ir pieņemts, ka visiem vārdiem jābūt ar mazajiem burtiem, jo visas vārdnīcas ar kurām šos vārdus iespējams salīdzināt ir ar mazajiem burtiem (*case sensitive*). Piemēram, vārds “*Positive*”, netiks klasificēts ar pozitīvu sentimentu.

<sup>82</sup> S.Sun, C. Luo, J.Chen. A review of natural language processing techniques for opinion mining systems. *Information Fusion* 36 (2017) 10–25 p.

<sup>83</sup> B. Ahmed (2020). Understanding the impact of investor sentiment on the price formation process: A review of the conduct of American stock markets (2020) *The Journal of Economic Asymmetries* 22, 1 – 29 p.

<sup>84</sup> V.Dixit, A.Saroliya (2013). A semantic Vector Space Model approach for sentiment analysis. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering* Vol. 2, Issue 8, August 2013, 1 – 8 p.

<sup>85</sup> R programmēšanas valodas “*sentimentr*” autors T.Rinkera (*Tyler Rinker*) profils vietnē GitHub: <https://github.com/trinker> (skatīts 02.04.2021)

Pirmās divas priekšrocības piemīt arī bibliotēkai “*syuzhet*”, tomēr pēdējā (jeb trešā) autora minētā priekšrocība ir tā, kas nošķir “*sentimentr*” bibliotēku no citām. Tā ir būtiska šīs bibliotēkas priekšrocība, jo kā apgalvo bibliotēkas autors, tad apmēram 20% gadījumu no sentimentu saturošiem vārdiem ir vārds, kurš maina teikuma polaritāti.<sup>86</sup> Šī priekšrocība ir it īpaši nozīmīga, ja tiek analizēti ziņojumi ar salīdzinoši īsu tekstu – kā zināms tad *Twitter* ziņojuma garums nedrīkst pārsniegt 140 simbolus.

Tomēr nevienā no R programmēšanas valodas teksta analīzes bibliotēkām nav iekļauta vārdnīca, kurā būtu iekļautas arī tipiskākās drukas kļūdas. Kā atklāj pētījumi, tad neraksturīgas drukas kļūdas var norādīt uz botu (jeb automatizētu rīku) darbību, kas ir veidoti lai mākslīgi palielinātu interesi par konkrēto tematu.<sup>87</sup> Tālāk sīkāk tiks aprakstīta “*sentimentr*” bibliotēkas sentimenta novērtēšana.

**“*Sentimentr*” bibliotēkas darbība.** Būtībā tiek veikta katra vārda salīdzināšana ar kādu no citu pētnieku izveidotām vārdnīcām, kas satur informāciju par to vai konkrētais vārds lielākoties ir izmantots pozitīvā vai negatīvā kontekstā. Ja, nepieciešams tad salīdzināmo vārdnīcu var izveidot arī pats, piemēram, ja tiek analizēts sentiments specifiskā literatūrā vai valodā – to var darīt manuāli atzīmējot katra vārda sentimentu vai ar kādu no mašīnmācīšanās modeļiem.

Tātad, izmantojot R programmēšanas valodas “*sentimentr*” rīku, vispirms, lai varētu noteikt katra vārda polaritāti, atsevišķi tiek izdalīts katrs paragrāfs ( $p_i = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ ). Šajā pētījumā paragrāfs ir vienāds ar vienu ziņojumu, kas jau būtībā tika atdalīts datu ieguves procesā (katrā rindā savs ziņojums). Paragrāfs jeb ziņojums attiecīgi sastāv no teikumu virknes ( $s_i, j = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ ), kas savukārt sastāv no individuāliem vārdiem ( $w$ ). Ņemot vērā, ka pētījumā izmantotie ziņojumi tika sākotnēji iegūti no mikroblogošanas vietnēm “*Twitter*” un “*Stocktwits*”, maksimālais teikumu skaits vienā ziņojumā visdrīzāk nepārsniedz divus līdz trīs teikumus. Katrs teikums ( $s_j$ ) tiek sadalīts secīgi sarindotā vārdu virknē un tiek uztverts kā “maiss” ar vārdiem (*bag of words*).

Tiek dzēsta interpunkcija, izņemot komati, koli un semikoli ( $c^{**w}$ ). Vārdi tiek apzīmēti šādi:  $w_{i,j,k}$ . Piemēram,  $w_{3,2,5}$  apzīmē piekto vārdu, otrajā teikumā, trešajā paragrāfā.

Citās R programmēšanas valodas bibliotēkās, piemēram, “*tm*” šādas darbības jāveic manuāli. Iemesls, kādēļ jāveic teikumu atdalīšana no paragrāfa un pēc tam vārdu atdalīšana no teikuma ir lai netiktu pazaudēts konteksts. Tas šajā gadījumā ir it īpaši svarīgi, jo tiek ņemti vērā vārdi, kas maina teikuma sentimentu.

Kad katrs vārds ir izdalīts atsevišķi, tiek veikta katra individuāla vārda meklēšana vārdnīcās (par pētījumā izmantotajām vārdnīcām lūgums skatīt nākamo nodaļu). Pozitīvie ( $w_{i,j,k^+}$ ) un negatīvie ( $w_{i,j,k^-}$ ) vārdi, tiek apzīmēti ar +1 vai -1 (šī vērtība tiek mainīta atbilstoši izvēlētajai vārdnīcai, katrai vārdnīcai vienam un tam pašam vārdam var būt dažādas sentimenta skalas). Pēc tam šie vārdi, kuri satur polaritāti<sup>88</sup> ( $p^{**w}$ ) veido klasteri ( $c_{i,j,l}$ ), kas attiecīgi veido teikuma apakškopu ( $c_{i,j,l} \subseteq s_i, j$ ).

Pēc noklusējuma tiek pieņemts, ka vārdi, kas maina citu vārdu sentimentu ir četri vārdi pirms un divi vārdi pēc vārdiem kas satur sentimentu ( $p^{**w}$ ). Tātad piemēram šajā teikumā:

<sup>86</sup> T.Rinker (2019). Calculate Text Polarity Sentiment. Package ‘sentimentr’. 1 -59 p.

<sup>87</sup> Twitter botu pielietojumi <https://journals.uic.edu/ojs/index.php/fm/article/view/10633/9548> (skatīts 04.05.2021)

<sup>88</sup> R programmēšanas valodas “*sentimentr*” bibliotēkā ar sentimentu tiek apzīmēta polaritāte, kas attiecīgi ir vai nu pozitīva, vai negatīva.

vārds “*don't*” maina teikuma sentimentu, jo četrus vārdus pirms ir vārds “*like*”, kura sentiments no pozitīva tiek pārvērsts par negatīvu, lai gan pēc būtības teikumu varētu klasificēt kā pozitīvu:

*“If you like MSFT stock then don't wait until the price drops.”*

Savukārt šajā teikumā sentiments tiek saglabāts, kā pozitīvs, jo vārs “*like*” ir piecus vārdus pirms vārda “*don't*”:

*“If you like the MSFT stock then don't wait until the price drops.”*

Šos pieņēmumus ir iespējams mainīt atbilstoši teikuma specifikai. Iespējams mikroblogošanas vietnēs būtu optimāli izvēlēties mazāku vārdu daudzumu, kuriem iespējams mainīt sentimenta polaritāti. Šo var izmantot, kā papildus iespēju, lai uzlabotu modeļu iegūtos rezultātus.

Ņemot vērā visu iepriekš minēto par vārdu klasteriem ( $C_{i,j,l}$ ) var tikt izteikts šādi:

$$(C_{i,j,l} = \{p^{**}w_{i,j,k-n^{**}b}, \dots, p^{**}w_{i,j,k}, \dots, p^{**}w_{i,j,k-n^{**}a}\}),$$

kur ar  $n^{**}b$  tiek apzīmēts parametrs “vārdi pirms”, kuriem tiek mainīts sentiments un  $n^{**}a$  attiecīgi apzīmē “vārdi pēc”. Papildus, šajā kontekstā vārdiem tiek veikta kāda no šīm četrām atzīmēm:

- 1) Neitrāls vārds (*neutral*,  $w_{i,j,k^0}$ ), jeb vārds, kurš pēc noklusējuma iestatījumiem ir vismaz četrus vārdus pirms vai divus vārdus pēc vārda kurš maina vārda polaritāti;
- 2) Sentimenta mainītājs (*negator*,  $w_{i,j,k^p}$ ), jeb vārds, kurš maina sentimenta polaritāti uz pretējo;
- 3) Sentimenta pastiprinātājs (*amplifier [intensifier]*,  $w_{i,j,k^d}$ ), jeb vārds kurš paaugstina citu vārdu polaritātes. Pēc noklusējuma pastiprinājuma vērtība ir 1.8, bet to iespējams mainīt atbilstoši specifikai;
- 4) Sentimenta pazeminātājs (*de-amplifier [downtoner]*,  $w_{i,j,k^d}$ ), jeb vārds kurš samazina citu vārdu polaritātes.

Šajā gadījumā neitrālie vārdi gan neietekmē rezultātu, bet tiek iekļauta vārdu uzskaitē ( $n$ ). Katrs sentimenta saturošais vārds tiek svērts atbilstoši vārdnīcai un pēc tam vēlreiz svērts atbilstoši kādam no četriem minētajiem gadījumiem.

Komati, koli un semikoli ( $c^{**}w$ ) tiek indeksēti un izmantoti, lai noteiktu augšējās un apakšējās robežas polarizēto vārdu klasterī ( $C_{i,j,l}$ ). Tas ir tādēļ, ka angļu valodā šīs pieturzīmes galvenokārt tiek izmantotas, lai norādītu jaunas domas sākumu maiņu. Tas nozīmē, ka vārdi līdz pieturzīmei neattiecas uz vārdiem pēc pieturzīmes, piemēram šajā teikumā:

*“If you like MSFT stock, then don't wait until the price drops.”*

vārds “*don't*” nemainīs vārda “*like*” sentimentu no pozitīva uz negatīvu. Apakšējās robežas tiek pakļautas šādam ierobežojumam:

$$\max\{p^{**}w_{i,j,k-n^{**}b}, 1, \max\{c^{**}w_{i,j,k} < p^{**}w_{i,j,k}\}\},$$

savukārt augšējās robežas šādam ierobežojumam:

$$\min\{p^{**}w_{i,j,k+n^{**}a}, w_{i,j^{**}n}, \min\{c^{**}w_{i,j,k} > p^{**}w_{i,j,k}\}\},$$

kur  $w_{i,j^{**}n}$  ir vārdu skaits teikumā. Visbeidzot, tiek aprēķināts sentiments ( $\delta_{i,j}$ ) ar šādu formulu:

$$\delta_{i^{**}j} = c'_{i^{**}j} / \sqrt{w_{ijn}}$$

Svērtais polaritāti saturošo vārdu klasteris ( $c_{i,j,l}$ ), tiek summēts ( $c'_{i,j}$ ) un dalīts ar kvadrātsakni no vārdu skaita ( $\sqrt{w_{i,j^{**}n}}$ ).<sup>89</sup>

### 1.2.3.2.2. Vārdnīcu viedi

**Pētījumā izmantotās vārdnīcas.** Novērtējot investoru sentimentu, sākotnēji tika izmantotas trīs dažādas vārdnīcas: (1) *Jockers & Rinker*, (2) *SlangSD* un (3) *Loughran-McDonald*, par kurām sīkāk aprakstīts zemāk.

1) *Jockers & Rinker*<sup>90,91</sup> vārdnīca ir četru citu vārdnīcu apkopojums (“AFINN”<sup>92</sup>, “Bing”<sup>93</sup>, “Syzhet” “NRC”<sup>94</sup> vārdnīca), kura kopumā satur 20 tūkst. vārdus ar norādi vai šis vārds ir pozitīvs vai negatīvs robežās no 1 līdz -1, tabulā zemāk pievienoju arī dažus vārdnīcas piemērus, lai ilustrētu kā konkrētajā gadījumā vārdnīca klasificētu sentimentu:

1.2.tabula

*Jockers & Rinker* vārdnīcas sentimenta vērtību piemēri

| Vārds/frāze<br>(angļu valodā) | Sentimenta<br>novērtējums |
|-------------------------------|---------------------------|
| accomplish                    | 0.75                      |
| management                    | 0.40                      |
| overpriced                    | -0.50                     |
| insure                        | 0.60                      |
| bankruptcy                    | -1.00                     |
| boycotts                      | -0.80                     |
| debt                          | -0.75                     |
| lawyer                        | -0.25                     |
| lower cost                    | 1.00                      |

Šo vārdnīcu apkopojums sentimenta analīzē tiek izmantots visbiežāk, pārsvarā arī šī vārdnīca daudzos rīkos tiek izmantota pēc noklusējuma. Kā jau iepriekš minēju, patiesībā šajā

<sup>89</sup> GitHub vietne, sentimentr rīka kods <https://github.com/trinker/sentimentr> (skatīts 04.05.2021)

<sup>90</sup> Jockers, M. L. (2017). Syzhet: Extract sentiment and plot arcs from Text. Retrieved from <https://github.com/mjockers/syzhet>

<sup>91</sup> Hu, M., & Liu, B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD-2004). Seattle, Washington.

<sup>92</sup> Vārdnīcas “AFINN” vārdu saraksts <http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/pubs/6010-bibtex.txt> (skatīts 04.05.2021)

<sup>93</sup> Sentimenta analīzes pētījumu apkopojums <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/sentiment-analysis.html> (skatīts 04.05.2021)

<sup>94</sup> NRC vārdnīca <http://saifmohammad.com/WebPages/lexicons.html> (skatīts 04.05.2021)

vārdnīcā tiek ietvertas citas vārdnīcas, katrā no tām nedaudz atšķirīgs pozitīvo un negatīvo vārdu īpatsvars, lūgums skatīt tabulu zemāk.

1.3.tabula

Pozitīvo un negatīvo vārdu skaits<sup>95</sup>

| Vārdnīca    | Vārdu skaits  | Pozitīvo vārdu īpatsvars (%) | Negatīvo vārdu īpatsvars (%) |
|-------------|---------------|------------------------------|------------------------------|
| Syzhet      | 10 748        | 43%                          | 57%                          |
| AFINN       | 2 477         | 35%                          | 65%                          |
| Bing        | 6 789         | 30%                          | 70%                          |
| <b>Kopā</b> | <b>20 014</b> | <b>37%</b>                   | <b>63%</b>                   |

Nav skaidrs vai pastāv būtiska ietekme dēļ tas, ka pozitīvo un negatīvo vārdu īpatsvars ir atšķirīgs, iespējams ka tas netraucē, jo piemēram kopumā 37% ir pozitīvi vārdi no kuriem iespējams ir ārkārtīgi plaši izmantojami vārdi, kas rezultātā “atsver” šo mazo pozitīvo vārdu īpatsvaru. Ilustratīvam piemēram, sentimenta aprēķins teikumam: “*Apple products are overpriced, I heard they will finally offer lower cost*”. Tāad sentimenta aprēķins veidojas no tā, ka vārda “*overpriced*” sentiments ir -0.5, bet frāzes “*lower cost*” sentiments ir 1, rezultātā summa ir 0.5, kas nozīmē, ka sentiments konkrētajā teikumā ir pozitīvs.

2) *SlangSD* ir Kornell universitātes (*Cornell University*) pētnieku izveidota vārdnīca, kas ir apkopojums ar 48 tūkst. vārdiem, kas satur slengu un dažādus frāžu saīsinājumus skalā no -1 līdz 1. Sākotnēji pētījumā šī vārdnīca tika izvēlēta, jo slenga pielietojums sociālajos medijos ar vien pieaug kā arī ņemot vērā, ka mikroblogošanas vietņu ziņojuma apmērs ir ierobežots, autora pieņēmums ir, ka saīsinājumu pielietojums arī ir salīdzinoši augsts. No 48 tūkst. frāzēm pozitīvu vārdu īpatsvars ir 24%, bet negatīvo frāžu īpatsvars - 76%. Neitrālu sentimentu šī vārdnīca nesatur.<sup>96</sup> Pētījuma gaitā atklājās, ka vairums no ziņojumu sentimentiem ir negatīvs, dažām no uzņēmumu akcijām pētījuma periodā ir tikai negatīvs sentiments. Kā arī šajā vārdnīcā lielākoties vārdi, frāzes un saīsinājumi nesaistās ar finanšu instrumentu darbību, līdz ar to šīs vārdnīcas izmantošana var novest pie maldīga priekšstata par pētījumā iegūtajiem rezultātiem, lūgums skatīt piemēru zemāk.

1.4.tabula

*SlangSD* vārdnīcas sentimenta vērtību piemēri

| Frāze (angļu valodā)           | Sentimenta novērtējums |
|--------------------------------|------------------------|
| actually laughing out loud     | 1                      |
| dressed to kill                | 1                      |
| hit two peacocks with one ruby | 0.5                    |
| Moby lifestyle                 | 0.5                    |
| department of education        | -0.5                   |
| dentist's office fear syndrome | -0.5                   |
| Harvard university             | -1                     |
| giant squid of anger           | -1                     |

<sup>95</sup> “NRC” vārdnīca šeit nav iekļauta, jo šajā vārdnīcā katrs vārds tiek dalīts 8 kategorijās nevis piešķirta konkrēta kvantificējama vērtība. Šo kategoriju piemēri bailes, skumjas, uzticība, dusmas utt.

<sup>96</sup> L.Wu, F.Morstatter, H.Liu (2016). *SlangSD: Building and Using a Sentiment Dictionary of Slang Words for Short-Text Sentiment Classification*. Arizona State University, 1 – 16 p.

Daudzu slenga vārdu vērtējums šķita apšaubāms, piemēram, nav skaidrs kādēļ frāzei “*Harvard university*” ir negatīvs sentiments. Turklāt SlangSD vārdnīcas slengi lielākoties nav saistīti ar finanšu instrumentiem. Ja šīs vārdnīcas pielietojums ir absolūti nepieciešams, tad tikai gadījumā, ja tiktu kombinēts ar citām vārdnīcām, tomēr pētījuma gaitā tika nolemts iegūtos rezultātus saistībā ar vārdnīcu *SlangSD* neizmantojot.

3) *Loughran-McDonald (University of Notre Dame)*<sup>97</sup> ir pēdējā vārdnīca, kura tika izskatīta un šīs vārdnīcas autori ir koncentrējušies uz vārdnīcu, kura tieši koncentrējās uz vārdiem, kuri tiek lietoti grāmatvedības un finanšu jomā.

1.5.tabula

*Loughran-McDonald* vārdnīcas sentimenta vērtību piemēri

| Vārds (angļu valodā) | Sentimenta novērtējums |
|----------------------|------------------------|
| achieve              | 1                      |
| innovators           | 1                      |
| profitable           | 1                      |
| outperform           | 1                      |
| manipulation         | -1                     |
| insolvency           | -1                     |
| dismiss              | -1                     |
| accuse               | -1                     |

Salīdzinot *Jockers & Rinker* un *Loughran-McDonald* vārdnīcas, izmantojot vispārīgāku vārdnīcu (*Jockers & Rinker*), sentiments biežāk tiek novērtēti kā pozitīvi. Savukārt izmantojot specializētu grāmatvedības un finanšu teksta analīzes vārdnīcu (*Loughran-McDonald*) pozitīvo ziņojumu īpatsvars ir uz pusi mazāks, līdz ar to pētījumā ļoti iespējams, ka iegūtie rezultāti būs atšķirīgi atkarībā no izmantotās vārdnīcas. Sīkāka informācija par šo vārdnīcu pozitīvo un negatīvo vārdu īpatsvars pētījumā izmantotajiem datiem pieejams tabulā zemāk.

<sup>97</sup> T.Loughran, B.McDonald (2016). Textual Analysis in Accounting and Finance: A Survey. Journal of Accounting Research, 1 – 44 p.

## Jockers &amp; Rinker un Loughran-McDonald vārdnīcu salīdzinājums pētījuma

| Uzņēmuma<br>akcijas<br>nosaukums | Jockers & Rinker    |                     |                     | Loughran-McDonald   |                     |                     |
|----------------------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                                  | Negatīvs<br>sent. % | Neitrāls<br>sent. % | Pozitīvs<br>sent. % | Negatīvs<br>sent. % | Neitrāls<br>sent. % | Pozitīvs<br>sent. % |
| AAPL                             | 15%                 | 0%                  | 85%                 | 67%                 | 0%                  | 33%                 |
| ACN                              | 10%                 | 14%                 | 40%                 | 5%                  | 46%                 | 13%                 |
| AMZN                             | 11%                 | 0%                  | 88%                 | 46%                 | 7%                  | 47%                 |
| ANTM                             | 7%                  | 14%                 | 21%                 | 4%                  | 33%                 | 5%                  |
| BSX                              | 9%                  | 5%                  | 47%                 | 12%                 | 38%                 | 11%                 |
| CDNS                             | 5%                  | 8%                  | 17%                 | 2%                  | 20%                 | 8%                  |
| CINF                             | 1%                  | 9%                  | 7%                  | 1%                  | 14%                 | 2%                  |
| CMCSA                            | 13%                 | 8%                  | 64%                 | 19%                 | 50%                 | 17%                 |
| CTSH                             | 3%                  | 8%                  | 32%                 | 4%                  | 36%                 | 3%                  |
| EIX                              | 3%                  | 14%                 | 15%                 | 2%                  | 27%                 | 3%                  |
| EW                               | 8%                  | 12%                 | 45%                 | 7%                  | 37%                 | 22%                 |
| FB                               | 9%                  | 0%                  | 91%                 | 32%                 | 0%                  | 68%                 |
| FOLD                             | 5%                  | 8%                  | 20%                 | 3%                  | 25%                 | 4%                  |
| GILD                             | 18%                 | 4%                  | 71%                 | 30%                 | 32%                 | 32%                 |
| GS                               | 25%                 | 2%                  | 73%                 | 50%                 | 16%                 | 34%                 |
| HA                               | 9%                  | 10%                 | 28%                 | 7%                  | 33%                 | 7%                  |
| HD                               | 7%                  | 10%                 | 56%                 | 8%                  | 51%                 | 15%                 |
| IBM                              | 23%                 | 4%                  | 70%                 | 34%                 | 33%                 | 30%                 |
| KHC                              | 4%                  | 13%                 | 20%                 | 3%                  | 32%                 | 3%                  |
| LOW                              | 11%                 | 13%                 | 34%                 | 5%                  | 47%                 | 7%                  |
| LULU                             | 11%                 | 18%                 | 36%                 | 10%                 | 39%                 | 15%                 |
| MA                               | 12%                 | 11%                 | 50%                 | 11%                 | 46%                 | 16%                 |
| MAS                              | 3%                  | 14%                 | 21%                 | 2%                  | 32%                 | 5%                  |
| MRK                              | 19%                 | 7%                  | 65%                 | 18%                 | 44%                 | 28%                 |
| MSFT                             | 27%                 | 1%                  | 73%                 | 49%                 | 13%                 | 38%                 |
| NVDA                             | 20%                 | 9%                  | 57%                 | 15%                 | 49%                 | 21%                 |
| PGR                              | 7%                  | 3%                  | 23%                 | 5%                  | 27%                 | 2%                  |
| PSX                              | 12%                 | 13%                 | 28%                 | 10%                 | 38%                 | 6%                  |
| SNY                              | 18%                 | 14%                 | 36%                 | 12%                 | 40%                 | 16%                 |
| TSLA                             | 17%                 | 0%                  | 83%                 | 47%                 | 5%                  | 48%                 |
| TWTR                             | 18%                 | 0%                  | 82%                 | 56%                 | 1%                  | 43%                 |
| V                                | 18%                 | 11%                 | 61%                 | 21%                 | 39%                 | 31%                 |
| VLO                              | 13%                 | 14%                 | 35%                 | 11%                 | 47%                 | 5%                  |
| WBA                              | 9%                  | 11%                 | 38%                 | 7%                  | 28%                 | 23%                 |
| WY                               | 4%                  | 7%                  | 19%                 | 2%                  | 22%                 | 6%                  |
| XOM                              | 33%                 | 7%                  | 57%                 | 40%                 | 33%                 | 25%                 |
| <b>Videji</b>                    | <b>12%</b>          | <b>8%</b>           | <b>47%</b>          | <b>18%</b>          | <b>30%</b>          | <b>19%</b>          |

## 2.DATU IEGŪŠANA, APSTRĀDE UN IZPĒTE

### 2.1. Investoru sentimenta dati

#### 2.1.1. Investoru sentimenta datu iegūšana un apstrāde no Mikroblogošanas vietnēm

Mikroblogu ziņojumu iegūšanai būtībā var izmantot trīs metodes: (1) Manuāla ziņojumu kopēšana datubāzē; (2) Interneta vietnes “skrāpēšana” (*Web scraping*); (3) Izmantojot oficiālo API (angļu: *Application Programming Interface, API*) piekļuvi, ja interneta vietne piedāvā šādu opciju. Zemāk īsumā par šo metožu pielietošanu pētījuma konteksta ietvaros.

**Manuāla ziņojumu kopēšana** pētījuma ietvaros nozīmē, manuāli Twitter meklētājā ierakstīt konkrētu atslēgas vārdu un norādīt dienu par kuru nepieciešama informācija. Pēc tam manuāli iezīmētu un iekopētu šos ziņojumus datubāzē, piemēram, programmā Excel. Šai metodei protams pirmais trūkums ir laiks. Proti, minēto darbību veikšanai nepieciešamas vidēji 5 līdz 15 minūtes. Šo darbību paildzina Twitter ziņojumu formāts, piemēram, vai ziņojumā ir ietverts foto, vai video? Vai tas ir bijis pārpublicēts ziņojums (*retweet*)? Vai ziņojumā ir teksts, kurš sākas jaunā rindā? U.c. sarežģījumi. Arī lai ielādētu visus konkrētās dienas ziņojumus tiek patērēts daudz laiks, jo manuāli jānobīda līdz interneta vietnes apakšai, lai ielādētos visi Twitter ziņojumi, atbilstoši meklētājā norādītajai specifikai. Respektīvi nevar iezīmēt visu Twitter lapu un iekopēt datubāzē.

Šādu metodi nevar izmantot, akadēmiskiem pētījumiem, jo šādā veidā nav iespējams iegūt pietiekami daudz ziņojumus, lai no tā iegūtu noderīgu informāciju. Šādā veidā izmantojot Twitter meklētāju (*Twitter advanced search*) tiek atrasti ne vairāk kā 100 ziņojumi<sup>98</sup>. Tas ir tādēļ, jo šis pakalpojums (*Twitter advanced search*) nav paredzēts šādiem akadēmiskiem mērķiem. Ar manuālu ziņojumu kopēšanu tiek zaudēta analīzei svarīga informācija. Piemēram, cik reizes ziņojums ticis pārpublicēts? Kāda ir ziņojuma izcelsmes valsts un pilsēta?<sup>99</sup>

**Interneta vietnes “skrāpēšana” (Web scraping)** būtībā nozīmē izveidot programmu, kas mūsu vietā automatizētu veiks manuālu datu iegūšanu, programma tiks iterēta, katrai dienai un katram norādītajam atslēgasvārdam. Pētījuma ietvaros šī metode ir līdzvērtīga manuālai datu kopēšanai, klāt nāk tikai darbību automatizēšana. Tas nozīmē, ka visas nepilnības, kuras bija manuālai ziņojumu kopēšanai ir arī interneta vietnes “skrāpēšanas” metodei. Šai metodei vēl nepilnība ir tāda, ka arī šādai metodei vietne Twitter nav paredzēta. Līdz ar to, gadījumā ja Twitter pamanīs aizdomīgu darbību, tai skaitā, ārkārtīgi lielu pieprasījumu skaitu īsā laikā, kas attiecīgi noslogo Twitter interneta vietnes serveri, pastāv augsta iespējamība tikt bloķētam uz nenoteiktu laiku. Protams ir veidi, kā mēģināt “apiet”, bet tas būtiski sarežģīt un paildzina datu iegūšanas laiku. Ir interneta vietnes, kuras publicē, kādi ir nosacījumi, pie kuriem interneta darbība tiek uzskatīta kā aizdomīga, piemēram interneta vietnes “*Stack Exchange*”<sup>100</sup>, bet Twitter gadījumā šāda informācija nav publicēta.

<sup>98</sup>Piemērs izmantojot Twitter “advanced search” meklētāju: [https://twitter.com/search?lang=en&q=AAPL%20until%3A2016-01-02%20since%3A2016-01-01&src=typed\\_query](https://twitter.com/search?lang=en&q=AAPL%20until%3A2016-01-02%20since%3A2016-01-01&src=typed_query) (skatīts 31.03.2021)

<sup>99</sup>Pilns saraksts ar Twitter ziņojuma saturošajiem objektiem: <https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/data-dictionary/object-model/tweet> (skatīts 31.03.2021)

<sup>100</sup>Interneta vietnes Stack Exchange prasības, kas norāda uz aizdomīgu interneta vietnes izmantošanas darbību <https://serverfault.com/questions/45516/recommended-logparser-queries-for-iis-monitoring> (skatīts 31.03.2021)

Populārākais veids, kā bezmaksas veikt interneta vietnes skrāpēšanu ir ar *Python* programmēšanas valodas “*BeautifulSoup4*”<sup>101</sup> palīdzību, bet papildus nepieciešamas arī iesācējā līmeņa zināšanas par *HTML* programmēšanas valodu.

**Izmantojot oficiālo API piekļuvi** ir visērtākais un vieglākais veids, kā iegūt Twitter ziņojumus. Šādā veidā tiek iegūta virkne ar papildus informāciju, kas varētu noderēt veicot datu analīzi, piemēram, iespēja saņemt informāciju par (1) cik reizes ziņojums tika atzīmēts ar ‘like’; (2) ziņojuma valoda; (3) vai ziņojums ir atbilde uz citu ziņojumu; (4) cik reizes ziņojums ir aplūkots; (5) kādā operētājsistēmā ir datoram no kā šis ziņojums tika veikts (6) ziņojuma ģeogrāfiskā lokācija u.c. informācija, kas atkarībā no modeļa var izrādīties kā statistiski nozīmīgs faktors.

Vispirms, lai iegūtu piekļuvi “*Twitter API v2*”, jāizveido izstrādātāja konts un jānorāda iemesli, kādam mērķiem dati tiks izmantoti. Pētījuma gaitā tika izveidoti divi izstrādātāja konti, viens no tiem tika apstiprināts dažu stundu laikā, otrs nedēļas laikā.

Kad piekļuve ir piešķirta, izstrādātājam ir iespēja izvēlēties trīs veidus kādu informāciju iegūt: (1) Twitter ziņojumus, ne vecākus par 30 dienām; (2) Twitter ziņojumus pilns arhīvs<sup>102</sup>; (3) Personīgā Twitter konta aktivitātes monitorings.

Pirmā un trešā opcija, šim pētījumam nav gluži piemērota. Izvēloties otro opciju “Twitter ziņojumus pilns arhīvs”, bezmaksas opcijā ir iekļauti ne vairāk kā 5000 Twitter ziņojumu mēnesī un ne vairāk kā 50 pieprasījumi. Pie šādiem nosacījumiem informācijas uzglabāšana būtu ļoti neefektīva. Maksas versijā iespējams izmantot līdz 2500 datu pieprasījumiem par mēneša maksu 1’899 USD.

Twitter ziņojumi tiek sagatavoti *JSON*<sup>103</sup> formātā, tūkstotis Twitter ziņojumi, satur informāciju viena megabaita apmērā.

**Twitter API uzlabojumi.** 2020.gadā Twitter nāca klajā ar paziņojumu, ka pēc veiksmīgas 12 gadu darbības laika tiks veikti uzlabojumi saistībā ar datu iegūvi “*Twitter API v1*” tiks aizstāts ar “*Twitter API v2*” sākot ar 2020.gada 15.jūliju.

Šī pāreja no “*Twitter API v1*” uz “*Twitter API v2*” tomēr notika pamazām, vēl 2020.gada oktobrī “*Twitter API v1*” darbojās un 2020.gada novembrī populārākie rīki Twitter ziņojumu ieguvei ar *Python* programmēšanas valodu, kā piemēram, “*GetOldTweets3*” un “*snsrape*” pārstāja darboties, vai darbojās nestabili. Pēc vairākiem “*GetOldTweets3*” izstrādātāju centieniem uz īsu mirkli izdevās nodrošināt daļēju funkcionalitāti, tomēr ne pilnībā, piemēram, iegūtos datus nevarēja saglabāt datubāzē, bet tikai skatīšanās režīmā. Iespēja saglabāt informāciju datubāzē tāpat pastāvēja, veicot papildus manuālas darbības. Tomēr ar laiku šis un citu bibliotēku darbība pārstāja darboties pilnībā.

Interneta vietnēs “*Reddit*” un “*GitHub*” nebija daudz diskusiju par šiem Twitter uzlabojumiem, jo nebija īsti skaidrs, kā tas ietekmēs līdzšinēji izstrādāto projektu funkcionalitāti.

<sup>101</sup> Github *BeautifulSoup4* bibliotēkas saturs: <https://github.com/wention/BeautifulSoup4> (skatīts 31.03.2021)

<sup>102</sup> Twitter ziņojumus pilns arhīvs (Search tweets full archive) <https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/enterprise/search-api/guides/changelog> (skatīts 31.03.2021)

<sup>103</sup> Datu uzglabāšanas formāts. Šis formāts ir daudz biežāk lietots formāts aplikāciju izstrādē. Ierasti pētnieki dod priekšroku datu bāzēm Excel vai CSV formātā.

**Citu pētnieku izmantotie datu ieguves metodes (“Stocktwits”)** papildus jau iepriekš minētajiem veidiem, kā iegūt Twitter ziņojumus, tiek izmantots arī API piekļuve interneta vietnei “Stocktwits”. Interneta vietne “Stocktwits”, izmanto Twitter API straumēšanas pakalpojumu, tātad iespēju tiešraidē dublēt interneta vietnes Twitter saturu, un veic arī šo datu uzkrāšanu. Periodā, kad darbojās “*Twitter API v1*”, daudzi pētnieki kā alternatīvu izmantoja “Stocktwits”, jo šajā vietnē tiek atlasīti Twitter ziņojumi, kuri attiecas uz konkrēto akciju. Ziņojumi kuru konteksts nesatur informāciju par uzņēmuma akciju vai uzņēmuma finanšu rādītājiem netiek parādīti. Papildus, dažiem Twitter ziņojumiem jau tiek veikta sentimenta analīze, atzīmējot “*bullish*” tos ziņojumus, kuri norāda sentimentu, ka investors ir pārliecināts, ka īstermiņā vai ilgtermiņā uzņēmuma akcijas cena pieaugs. Savukārt pretējā gadījumā Twitter ziņojums tiek atzīmēts kā “*bearish*”, kas apzīmē investora sentimentu kā indikācija par investora viedokli, ka uzņēmuma akcijas cena īstermiņā vai ilgtermiņā samazināsies.

Daži ziņojumi, ko “Stocktwits” klasificē “*bullish*” jeb pozitīvu sentimentu:

1. “*\$AAPL Wait until the donkeys(analysts) start upping there guesses going into another RECORD YOY ER.*”
2. “*\$TSLA Bears burning right now! Bulls 100%!!!*”
3. “*\$AAPL price action very encouraging*”

Daži ziņojumi, ko “Stocktwits” klasificē “*bearish*” jeb negatīvu sentimentu:

1. “*\$RMO will move lower, for sure.*”
2. “*\$PSFE in current environment that’s the price action to expect from SPACs. Easy money is gone for now, sadly no pop on de-SPAC day anymore.*”
3. “*\$SPY There’s nothing left to squeeze and nobody left to buy*”

**Pētījumā izmantotais datu avots.** Pētījuma gaitā tika izmēģinātas visas iepriekš minētās iespējas, lai iegūtu datus un arī alternatīvas maksas iespējas. Tomēr maksas iespējas piedāvā tās pašas iespējas, kuras ir iespējams izmantot kādu no programmēšanas valodām un galvenokārt darbojas, kā palīgriks jeb interfeiss pētniekiem vai mārketinga ekspertiem kuriem nav iespējas izmantot kādu no bezmaksas programmēšanas valodām.

Nemot vērā iepriekš minētās datu ieguves metodes, autoram tomēr neizdevās iegūt sākotnēji plānotos datus. Tādēļ, lai saglabātu pētījuma būtību, tika analizēti Harvardas (*Harvard Extension School*) Datu zinātnes studentu (*M.Patnam, P.Bhanot, P.Singh*) iegūtie dati laika posmā no 06.04.2016. līdz 29.04.2016., kas tika publicēti interneta vietnē “*GitHub*”.<sup>104</sup>

Datu apstrādei sākotnēji, tika izmantota R programmēšanas valodā izstrādātās bibliotēkas “*tidyverse*”<sup>105</sup> priekš datu apstrādes un “*lubridate*”<sup>106</sup>, lai varētu veikt nepieciešamās darbības saistībā ar datumiem un laika formātiem. Sīkāku informācija par datiem lūgums skatīt nākošajā apakšnodaļā.

---

<sup>104</sup> M.Patnam, P.Bhanot, P.Singh datubāze ar *Twitter* un *Stocktwits* ziņojumiem <https://github.com/goodwillyoga/E107project/tree/master/data> (skatīts 31.03.2021)

<sup>105</sup> “*tidyverse*” bibliotēkā iekļauj virkni ar papildus bibliotēkām, kas ļauj datu apstrādi veikt ātrāk un vieglāk.

<sup>106</sup> “*lubridate*” bibliotēka pašlaik ir visērtākais rīks ar ko apstrādāt datumu formātus.

## 2.1.2. Investoru sentimenta datu izpēte no Mikroblogošanas vietnēm

Pētījumā izmantotā datubāze, kas kā jau iepriekš minēta tika sagatavota no Harvardas (*Harvard Extension School*) Datu zinātnes studentu (*M.Patnam, P.Bhanot, P.Singh*) iegūtie dati laika posmā no 06.04.2016. līdz 29.04.2016.

Autoru datubāze saturēja no 233 tūkst. unikāliem, ziņojumiem no mikroblogošanas vietnēm Twitter un Stocktwits par 68 plaši pazīstamu uzņēmumu akcijām, piemēram, (1) “*Tesla*”; (2) “*Microsoft*”; (3) “*Apple*”; (4) “*Lululemon Athletica*”; (5) “*IBM*”; (6) “*Google*”; (7) “*Facebook*”; (9) “*Oracle*”.

Tomēr no minēto autoru uzņēmumu akcijām tika atlasīti 36 uzņēmumu akcijas.<sup>107</sup> Šāda datu izlase tika veikta, jo par datu bāze saturēja arī ziņojumus par indeksiem un par atlikušajām neizdevās iegūt uzņēmuma akciju cenu datus stundu griezumā.

Par laika posmu no 06.04.2016. līdz 29.04.2016. tika iegūti 199 tūkst. ziņojumu, no kuriem 20% gadījumos tika pieminēts vairāk kā viena uzņēmuma akcijas simbols. Ņemot vērā, ka viens ziņojums var saturēt viedokli par vairāk kā vienu uzņēmuma akciju, tad šajos gadījumos, lai veiktu pilnvērtīgu analīzi katram uzņēmumam, šie ziņojumi tika dublēti un uztverti, kā atsevišķi ziņojumi. Tas nozīmē, ka rezultātā iekļaujot dublētos ziņojumus analīzē tika izmantoti 250 tūkst. ziņojumi. Ja šie ziņojumi netiks dublēti, tad no analīzes tie būtu pilnībā jāizņem, jo tādā gadījumā nav skaidrs par kuru uzņēmuma akciju investora sentimentu novērtēt. Šeit būs daži piemēri ar ziņojumiem, kas attiecināti uz vairāk kā viena uzņēmuma akciju:

1. “*RT @DailyHotStocks: This week’s watch list is all in the green zone \$BWA \$COH \$PGR \$STOR \$TSN \$MTDR \$CNC \$AVGO \$KBE \$FV <https://t.co/fgjVeUp6...>”*
2. “*Tickers trending on TWTR in last 1 hour \$BHI \$FB \$GOOG \$USDTRY \$VRX <https://t.co/n8S9bPn06h> <https://t.co/oF6ghHFY02>”*
3. “*Unlike Apple, Amazon and Alphabet are willing to take a big risk ... and fail. <https://t.co/zv82htptlZ> \$AMZN \$GOOG <https://t.co/2WUDxle6th>”*
4. “*Amazon and Alphabet share one approach that Apple avoids \$AMZN \$GOOG <https://t.co/S6DviHMrfm> <https://t.co/ahJWyT6PM5> <https://t.co/bBU8ToTgUW>”*
5. “*[https://t.co/\(Lag-6\)RNeUN9cg](https://t.co/(Lag-6)RNeUN9cg) &lt;- THIS GUY CAN MAKE YOU RICH TRADING PENNYSTOCKS #stocks #pennystocks #trading \$TWTR \$STUDY \$FB”*

Kā redzams, šie ziņojumi satur tādas informācijas veidus, kuri padara šo ziņojumu būtības analizēšanu sarežģītāku. Piemēram, (1) saites uz citām tīmekļvietnēm; (2) pieturzīmes; (3) palīgvārdi (*stopwords*); (4) tēmturus (“*hashtag* - #” un “*cashtags* - \$”). Atšķirība starp tēmtura *hashtag* un *cashtag* pielietojumu ir tāda, ka ja tēmturi izmanto apspriežot konkrētu tēmu mikroblogošanas vietnēs, tad *cashtag* izmanto, lai apspriestu konkrēta uzņēmuma akciju.<sup>108</sup> Zemāk tabulā autors apkopoja uzņēmumu un ziņojumu skaitu sadalījumā pēc to sektora.

<sup>107</sup> Pētījumā aplūkotie uzņēmumu akciju nosaukumi: “GILD, EIX, GS, AMZN, AAPL, MSFT, TSLA, BSX, NVDA, ACN, EW, MRK, V, CMCSA, CTSH, WY, WBA, MA, FOLD, SNY, LOW, MAS, IBM, KHC, HA, CDNS, ANTM, HD, LULU, CINF, FB, TWTR, XOM, PSX, PGR, VLO”

<sup>108</sup> Twitter apzīmējumu skaidrojumi <https://help.twitter.com/en/glossary> (skatīts 04.05.2021)

2.1.tabula

Pētījumā analizēto uzņēmumu akciju skaits sadalījumā pēc to sektora

| Sektors                | Uzņēmumu skaits | Ziņojumu skaits |
|------------------------|-----------------|-----------------|
| Tehnoloģijas           | 8               | 95486           |
| Veselības aprūpe       | 7               | 11542           |
| Finanšu pakalpojumi    | 5               | 12793           |
| Vispārīgie pakalpojumi | 5               | 26912           |
| Patēriņa preces        | 4               | 96264           |
| Pamatmateriāli         | 3               | 6112            |
| Rūpniecības preces     | 2               | 594             |
| Aviokompānijas         | 1               | 570             |
| Komunālie pakalpojumi  | 1               | 235             |
| <b>Kopā</b>            | <b>36</b>       | <b>250508</b>   |

Lielākoties izlasē izvēlētie uzņēmumi darbojas Tehnoloģiju, Veselības aprūpes, Finanšu pakalpojumu un pakalpojumu nozarēs. Turpretī vismazāk par komunālajiem pakalpojumiem. Autors spekulē, ka indivīdu interesi, līdz ar to arī iesaisti (ziņojumu publicēšanu) ietekmē inovācijas un indivīda tiešā dalība uzņēmuma un sektora darbībā (t.sk produktu/pakalpojumu izmantošana, jaunu ideju ģenerēšana u.tml.). Tabulā zemāk, apkopots arī pētījumā analizēto uzņēmumu akcijas un to ziņojumu skaits pētījuma periodā.

2.2.tabula

Pētījumā analizēto uzņēmumu akcijas sadalījumā pēc to sektora

| Sektors                       | Uzņēmuma akcijas nosaukums | Ziņojumu skaits |
|-------------------------------|----------------------------|-----------------|
| <b>Tehnoloģijas</b>           | ACN                        | 706             |
|                               | CDNS                       | 268             |
|                               | CTSH                       | 379             |
|                               | FB                         | 42767           |
|                               | IBM                        | 6609            |
|                               | MSFT                       | 13488           |
|                               | NVDA                       | 1944            |
|                               | TWTR                       | 29325           |
| <b>Veselības aprūpe</b>       | ANTM                       | 363             |
|                               | BSX                        | 1116            |
|                               | EW                         | 1399            |
|                               | FOLD                       | 335             |
|                               | GILD                       | 4433            |
|                               | MRK                        | 2277            |
|                               | SNY                        | 1619            |
| <b>Finanšu pakalpojumi</b>    | CINF                       | 117             |
|                               | GS                         | 8294            |
|                               | MA                         | 1218            |
|                               | PGR                        | 300             |
|                               | V                          | 2954            |
| <b>Vispārīgie pakalpojumi</b> | AMZN                       | 21569           |

|                              |       |       |
|------------------------------|-------|-------|
|                              | CMCSA | 2536  |
|                              | HD    | 874   |
|                              | LOW   | 1035  |
|                              | WBA   | 898   |
| <b>Patēriņa preces</b>       | AAPL  | 73573 |
|                              | KHC   | 290   |
|                              | LULU  | 767   |
|                              | TSLA  | 21634 |
| <b>Pamatmateriāli</b>        | PSX   | 666   |
|                              | VLO   | 761   |
|                              | XOM   | 4685  |
| <b>Rūpniecības preces</b>    | MAS   | 372   |
|                              | WY    | 222   |
| <b>Aviokompānijas</b>        | HA    | 570   |
| <b>Komunālie pakalpojumi</b> | EIX   | 235   |

Galvenokārt zems ziņojumu skaits pakļauj sentimenta novērtējumu ar pārlietu subjektīvu novērtējumu vai manipulācijas risku. Tādēļ, ja vērtējot investora sentimenta ietekmi, statistiski nozīmīgi rezultāti atklāsies uzņēmuma akcijai par kuru ir relatīvi zems ziņojumu skaits pastāv būtiski riski un rezultāti var zaudēt uzticamību.

## 2.2. Finanšu dati

**Finanšu datu iegūšana un apstrāde par uzņēmuma akcijām.** Informācija par uzņēmuma akciju cenām tika iegūta stundu intervālā un tika iegūta no interneta vietnes “*finam.ru*”<sup>109</sup>, pārsvarā interneta vietnēs informācija par uzņēmuma akciju cenām stundu vai minūšu griezumā (*intraday data*) ir pieejama tikai par pēdējām 10 tirdzniecības dienām, vai arī par maksu. Tādēļ interneta vietne “*finam.ru*” ir noderīga ikvienam pētniekam, kuram nepieciešami šādi dati līdz pat minūtes griezumam. Dati stundu griezumā tika izvēlēti, jo sīkākā intervālā dati no mikroblogošanas vietnēm (*Twitter* un *Stocktwits*) nav pieejami. Stundu intervālā, pētījumā tika izmantoti dati no plkst. 10:00 līdz plkst. 16:00., šāda intervāla izvēle tiek pielietota arī līdzīgos pētījumos.<sup>110</sup>

**Finanšu datu izpēte par uzņēmuma akcijām.** Attiecībā uz uzņēmuma akciju pirkšanas/pārdošanas apjoma izmaiņām un ienesīguma izmaiņām, vizuāli neatšķiras ar citām tipiskām šādām laika rindām, tādēļ papildus analīze netika veikta. Grafiskos attēlus lūgums skatīt 1.pielikumā “Finanšu dati”.

<sup>109</sup>Uzņēmuma akciju dati stundu griezumā <https://www.finam.ru/profile/akcii-usa-bats/> (skatīts 05.04.2021)

<sup>110</sup>Soon-Ho Kim, Dongcheol Kim (2014). Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1 –27 p.

### 3.METODOLOĢIJA UN MODEĻA REZULTĀTI

Šajā nodaļā tiks aplūkoti pētījumā iegūtie rezultāti, vispirms regresijas novērtēšana, lai saprastu investoru sentimenta īstermiņa ietekmi uz akcijas cenas ienesīgumu. Līdzīga pieeja tika izmantota, analizējot investora sentimenta ietekmi attiecībā pret kriptovalūtas *Bitcoin* cenas izmaiņām (ienesīgumu).<sup>111</sup> Tika veikta arī regresijas novērtēšana dažādām uzņēmuma akciju grupām. Tas palīdzēja identificēt, vai investora sentimenta ietekme pastāv konkrētai uzņēmumu akciju grupai. Pēc tam regresijas novērtējums tika veikts katrai uzņēmuma akcijai individuāli.

Tika izmantoti arī VAR modeļi, kas tika veidoti ar dažādām specifiskajām, turklāt izmantojot dažādu novēlojumu skaitu. Pēc tam katrai akcijai tika veikts arī Grendžera cēlonības tests, lai novērotu vai pastāv statistiski nozīmīga sentimenta cēlonība pret ienesīgumu un tirdzniecības apjomu. Dažādam VAR modeļu specifiskajām tika prognozēta impulsu reakcijas funkcija (turpmāk – IRF), lai novērotu kāda būtu tirdzniecības apjoma un ienesīguma reakcija uz sentimentu šoku. Un tika veikta arī prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija (*forecast error variance decomposition, turpmāk - FEVD*), ar kuras palīdzību tiek vērtēts, cik lielu daļu no uzņēmuma akcijas ienesīguma izmaiņām un tirdzniecības apjoma izmaiņām iespējams izskaidrot ar investoru sentimentu šoku. IRF un FEVD novērtēšanas metodes tika izmantotas, jo VAR modeļu koeficientu interpretācija ne visos gadījumos ir noderīga, līdz ar to zinātniskajā literatūrā nereti analizējot VAR modeļus tiek izmanto tieši iepriekš minētos IRF un FEVD novērtējumus.<sup>112</sup> Empīriskajā pētījuma daļā, visiem mainīgajiem ir logaritmiskā forma, kas finanšu instrumentu analīzē ir raksturīga.

Kā noskaidrojās literatūras analīzē, veiksmīgi modeļi, kas skaidro akcijas ienesīgumu ir pakļauti tā saucamajam atvilktnes efektam: pētnieki nav ieinteresēti publicēt šādus modeļus, jo pēc to publicēšanas citi investori sāks tos pielietot, kā rezultātā modelis paliktu nenozīmīgs. Tādēļ empīriskajā daļā ir svarīgi, ka vispār tiek novērota statistiskā nozīmība un modeļa izskaidrot spēja (determinācijas koeficients) ir otršķirīga.

#### 3.1. Regresijas modeļu novērtējums

Pētījuma ietvaros, regresijas analīze tika veikta, lai mēģinātu noteikt investora sentimentu ietekmi konkrētai uzņēmumu akciju grupai. Regresijas analīzē tika izmantoti šādi mainīgie ar papildus vienu un diviem novēlojumiem:

3.1.tabula

Regresijas analīzē izmantotie mainīgie

| Mainīgā nosaukums           | Mainīgā apraksts   |
|-----------------------------|--|
| <b>Mikroblog. ziņ. Sk.</b>  | Ziņojumu skaits, kas publicēts mikroblogu vietnēs <i>Twitter</i> un <i>StockTwits</i> par konkrēto uzņēmumu akciju vienas stundas ietvaros. Šis rādītājs parāda uz investoru kopējo interesi konkrētajā intervālā. |
| <b>Sentiments</b>           | Investoru sentiments mikroblogu vietnēs <i>Twitter</i> un <i>StockTwits</i> par konkrēto uzņēmumu akciju vienas stundas ietvaros   |
| <b>Tirdzniecības apjoms</b> | Pārdotais un iegādātais uzņēmuma akciju skaits par konkrēto uzņēmumu akciju vienas stundas ietvaros  |

<sup>111</sup> I.Georgoula, D. Pournarakis, C.Bilanakos, D.N. Sotiropoulos, G.M. Giaglis. (2015) Using Time-Series and Sentiment Analysis to detect the Determinants of Bitcoin Prices, SSRN, 1 – 14 p.

<sup>112</sup> H. Lütkepohl, D. S. Poskitt (1991). Estimating Orthogonal Impulse Responses via Vector Autoregressive Models. Cambridge University Press, Econometric Theory, Vol. 7, No. 4 (Dec., 1991), 487 – 496 p.

|                   |  |
|-------------------|--|
| <b>Ienesīgums</b> | Uzņēmuma akcijas ienesīgums konkrētajai uzņēmuma akcijai vienas stundas ietvaros |
|-------------------|--|

Pirms mainīgo izmantošanas, visiem mainīgajiem tika veikta stacionaritātes pārbaude izmantojot *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*<sup>113</sup> testu. Rezultātā noskaidrojās, ka visi mainīgie ir stacionāri, kas nozīmē, ka nebūs jāuztraucas par viltus regresiju, ko varētu izraisīt mainīgā trends. Tika pārbaudītas 3 regresijas specifikācijas, pieņemot, ka atkarīgais mainīgais (y) ir

- (1) Tirdzniecības apjoms;
- (2) Sentiments;
- (3) Ienesīgums.

### Regresijas analīze iekļaujot visas uzņēmuma akcijas, stundas intervālā.

Vispirms tika veikts regresijas novērtējums, iekļaujot visas 36 uzņēmuma akcijas (skat. tabulu zemāk). Visi modeļi izmantotie mainīgie tika aplūkoti logaritmiskā formā.

3.1.tabula

Regresijas rezultātu apkopojums izmantojot visas pētījumā aplūkotās akcijas

| X \ Y  | Ienesīgums | Sentiments   | Tirdzniecības apjoms |
|--|------------|--------------|----------------------|
| <b>Mikroblog. ziņ. Sk. (1 novērojums)</b>          | n/s        | n/s          | 0.22594 ***          |
| <b>Mikroblog. ziņ. Sk. (2 novērojumi)</b>          | n/s        | n/s          | 0.18686 ***          |
| <b>Tirdzniecības apjoms (1 novērojums)</b>         | n/s        | n/s          | -                    |
| <b>Tirdzniecības apjoms (2 novērojumi)</b>         | n/s        | n/s          | -                    |
| <b>Sentiments (1 novērojums)</b>                   | n/s        | -            | -6.28876 **          |
| <b>Sentiments (2 novērojumi)</b>                   | n/s        | -            | -7.79720 ***         |
| <b>Ienesīgums (1 novērojums)</b>                   | -          | n/s          | -6.84732 **          |
| <b>Ienesīgums (2 novērojumi)</b>                   | -          | 4.323e-03 *  | -3.91062 (.)         |
| <b>Konstante</b>                                   |            | 4.606e+0 *** | 44.73978 ***         |
| <b>Novērojumu skaits</b>                           | 3237       | 3237         | 3237                 |
| <b>Determinācijas koeficients (adj. R-squared)</b> |            | 0.004097     | 0.3765               |
| <b>F-statistic</b>                                 |            | 3.216        | 302.2                |
| <b>p-value</b>                                     |            | 0.00376      | 2.2e-16              |

Nozīmīguma līmeņi: “\*\*\*\*” 0.001; “\*\*\*” 0.01; “\*\*” 0.05; “(.)” 0.1

n/s – faktors nav statistiski nozīmīgs

<sup>113</sup>Izmantojot R programmēšanas valodas “tseries” bibliotēkas “adf.test()” funkciju, kas tiek balstīta uz šo pētījumu: S.E. Said and D. A. Dickey (1984): *Testing for Unit Roots in Autoregressive-Moving Average Models of Unknown Order. Biometrika* 71, 599–607.

**Atkarīgais mainīgais – Ienesīgums.** Rezultātā netika novērota investora sentimenta statistiskā nozīmība, ja atkarīgais mainīgais ir uzņēmumu akcijas ienesīgums, iespējams tas liecina, ka investora sentimenta nozīmīgums ir būtisks konkrētam uzņēmumu akciju grupai vai atkarīgs no citiem uzņēmuma faktoriem, kas katrai akcijai būs unikāli.

**Atkarīgais mainīgais – Sentiments.** Šai modeļa specifikai statistiskā nozīmība tika novērota tikai faktoram “ienesīgums ar 2 novēlojumiem”, tātad investoru sentimentu sociālajos medijos pozitīvi ietekmē akcijas ienesīgums. Turklāt modeļa determinācijas koeficients ir niecīgs (0.004097), arī pēc statistiski nenozīmīgo faktoru neiekļaušanas modeļa rezultāti būtiski nemainījās.

**Atkarīgais mainīgais – Tirdzniecības apjoms.** Šajā specifikācijā visi modeļi iekļautie mainīgie bija statistiski nozīmīgi, ar augstu determinācijas koeficientu (0.3765). Tirdzniecības apjomā tiek iekļauti, gan akcijas pārdošanas, gan pirkšanas darījumi. Līdz ar to investors var izmantot investoru sentimentu, gan kā akcijas iegādes signālu un vēlāk pārdot akciju par lielāku cenu. Vai “aizņemties” akciju no brokera un pārdot akciju vēlāk par zemāku cenu (*short sell*). Šādā gadījumā, investora peļņu veidojas no akcijas cenas samazinājuma. Šī ir ļoti riskanta stratēģija no ierastā investīciju stratēģijas – akciju pirkšana un pārdošana, jo pērkot uzņēmuma akciju maksimālie zaudējumi ir vienāds ar visu investīciju apjomu. Savukārt izvēloties “short” stratēģiju iespējamie zaudējumi ir neierobežoti, jo potenciāls par to cik liels var būt akcijas cenas pieaugums nav zināms.

#### **Regresijas analīze grupējot uzņēmuma akcijas astoņās dažādās grupās.**

Lai noteiktu, vai sentimentam ir novērota statistiskā nozīmība, atšķirīgām uzņēmuma akciju grupām, tika atsevišķi izdalītas astoņas grupas, katrā no tām tika iekļautas piecas uzņēmumu akcijas:

- 1) Uzņēmumu akcijas ar augstāko ziņojumu skaita standartnovirzi;
- 2) Uzņēmumu akcijas ar zemāko ziņojumu skaita standartnovirzi;
- 3) Uzņēmumu akcijas ar augstāko ienesīguma standartnovirzi;
- 4) Uzņēmumu akcijas ar zemāko ienesīguma standartnovirzi;
- 5) Uzņēmumu akcijas ar augstāko sentimenta standartnovirzi;
- 6) Uzņēmumu akcijas ar zemāko sentimenta standartnovirzi;
- 7) Uzņēmumu akcijas ar augstāko tirdzniecības apjoma standartnovirzi;
- 8) Uzņēmumu akcijas ar zemāko tirdzniecības apjoma standartnovirzi.

**Atkarīgais mainīgais – Ienesīgums.** Rezultātā arī pēc regresijas novērtējumiem dažādās grupās nevienā no gadījumiem netika novērots, ka investoru sentiments būtu statistiski nozīmīgs akcijas ienesīguma faktors.

**Atkarīgais mainīgais – Tirdzniecības apjoms.** Sešās no astoņām grupām investoru sentiments ar vienu vai diviem novēlojumiem bija statistiski nozīmīgs (skat. tabulu zemāk) .

3.2.tabula

Regresijas rezultātu apkopojums dalot akcijas dažādās grupās

|  | Grupa<br>Nr.1.<br>Augsta<br>ziņoj. sk.<br>svārst. | Grupa<br>Nr.2<br>Zema<br>ziņoj. Sk.<br>svārst. | Grupa<br>Nr.3<br>Augsta<br>ienesīg.<br>svārst. | Grupa<br>Nr.5<br>Augsta<br>sentimenta<br>svārst. | Grupa<br>Nr.7<br>Augsta<br>tirdz. apj.<br>svārst. | Grupa<br>Nr.8 Zema<br>tirdzn. apj.<br>svārst. |
|--|---|--|--|--|---|---|
| X \ Y  | Tirdzniecības apjoms                              |  |  |  |   |   |
| <b>Mikroblog. ziņ. Sk.<br/>(1 novērojums)</b>              | 0.59 ***  | 0.25 **  | 0.31 ***                                       | -  | 0.28 ***  | 0.13 ***                                      |
| <b>Mikroblog. ziņ. Sk.<br/>(2 novērojumi)</b>              | -   | -  | 0.22 ***                                       | -  | 0.21 **   | 0.13 ***                                      |
| <b>Sentiments<br/>(1 novērojums)</b>                       | 31.99 *   | -12.61 *                                       | -  | -13.01 ***                                       | -17.83 *  | -   |
| <b>Sentiments<br/>(2 novērojumi)</b>                       | -   | -  | -20.9 **                                       | -9.94 **   | -   | -8.16 **                                      |
| <b>Konstante</b>   | -62.3 (.)   | 41.28 **                                       | 60.47 ***                                      | 65.53 ***  | 52.91 *   | 31.7 ***                                      |
| <b>Novērojumu skaits</b>                                   | 587   | 257  | 449  | 391  | 344   | 511   |
| <b>Determinācijas<br/>koeficients<br/>(adj. R-squared)</b> | 0.18  | 0.05   | 0.61   | 0.04   | 0.14  | 0.22  |
| <b>F-statistic</b>   | 66.72   | 8.216  | 235.8  | 11.07  | 19.4  | 50.58   |
| <b>p-value</b>   | 2.2e-16   | 0.00035  | 2.2e-16  | 2.1e-05  | 1.2e-11   | 2.2e-16                                       |

Nozīmīguma līmeņi: “\*\*\*” 0.001; “\*\*” 0.01; “\*” 0.05; “(.)” 0.1

Rezultātā augstākais determinācijas koeficients bija tām uzņēmuma akcijām, kurām izlasē tika novērots visaugstākā ienesīguma svārstība. Tas iespējams varētu skaidrot citu pētnieku rezultātus, kur tika atklāta cieša sakarība no aptauju datiem un neierasti augstu vai zemu ienesīguma svārstību.<sup>114</sup> Kā skaidrojums varētu būt, ka augsta ienesīguma svārstība šķiet pievilcīga investoriem kuri neveic padziļinātu uzņēmuma analīzi (jeb trokšņa investori).

Arī ziņojumu skaits netieši ietekmē investoru sentimentu, jo vairāk ziņojumi tiek publicēti, jo lielāka iespējamība, ka tie tiks ievēroti. Citos pētījumos ziņojumu skaits tiek interpretēts kā informācijas ātrums kad ziņa nonāk līdz investoram.<sup>115</sup>

Pēc iegūtajiem regresijas rezultātiem mēs varam spriest, ka novēlots investoru sentiments ir statistiski nozīmīgs faktors analizējot tirdzniecības apjomu.

### Regresijas analīze katrai uzņēmuma akcijai.

Veicot regresijas novērtējumu katrai uzņēmuma akcijai individuāli, tabulā zemāk tika atzīmēti visi gadījumi, kad tika novērota mainīgo statistiska nozīmība un tabulā zemāk

<sup>114</sup> Liston, D. P., Sin (2015) Stock Returns and Investor Sentiment, Quarterly Review of Economics and Finance, 1-34 p.

<sup>115</sup> P.Wang, P.Wang, A.Liu, (2005) Stock return volatility and trading volume: evidence from the Chinese stock market. Journal of Chinese Economic and Business Studies, 39 – 54 p.

aprēķināts cik procentuāli gadījumos konkrētais faktors tika novērots kā statistiski nozīmīgs (vismaz pie 0.1 nozīmīguma līmeņa).

3.3.tabula

Modeļu ar statistiski nozīmīgajiem faktoriem skaits un īpatsvars, veicot regresijas analīzi katra uzņēmuma akcijām

| Faktori (X) \ Y                     | Ienesīgums | Sentiments | Tirdzniecības apjoms |
|-------------------------------------|------------|------------|----------------------|
| Mikroblog. ziņ. Sk. (1 novērojums)  | 3 (8%)     | 4 (11%)    | 9 (25%)              |
| Mikroblog. ziņ. Sk. (2 novērojumi)  | 5 (14%)    | 5 (14%)    | 9 (25%)              |
| Tirdzniecības apjoms (1 novērojums) | 5 (14%)    | 5 (14%)    | -                    |
| Tirdzniecības apjoms (2 novērojumi) | 8 (22%)    | 5 (14%)    | -                    |
| Sentiments (1 novērojums)           | 4 (11%)    | -          | 6 (17%)              |
| Sentiments (2 novērojumi)           | 4 (11%)    | -          | 6 (17%)              |
| Ienesīgums (1 novērojums)           | -          | 6 (17%)    | 14 (39%)             |
| Ienesīgums (2 novērojumi)           | -          | 2 (6%)     | 6 (17%)              |

Rezultātā visbiežāk investoru sentiments kā statistiski nozīmīgs faktors tika novērots modeļos, kur atkarīgais mainīgais bija tirdzniecības apjoms. Arī modeļos, kur atkarīgais mainīgais bija ienesīgums, tika novērota investoru sentimenta statistiskā nozīmība.

**Atkarīgais mainīgais – Ienesīgums.** Regresijas modeļos, kur atkarīgais mainīgais bija ienesīgums, investoru sentiments bija statistiski nozīmīgs sekojošām akcijām: *WY, IBM, AAPL, NVDA, CTSH, CINF, XOM*.

**Atkarīgais mainīgais – Tirdzniecības apjoms.** Regresijas modeļos, kur atkarīgais mainīgais bija tirdzniecības apjoms, investoru sentiments bija statistiski nozīmīgs sekojošām akcijām: *CMCSA, WBA, EIX, BSX, CDNS, ANTM, MRK, KHC, PSX, NVDA, XOM, WY*.

Rezultāti apstiprina arī literatūras apskatā veiktos novērojumus<sup>116</sup> – investoru sentimenta ietekme jau tiek izmantota kā akciju pirkšanas vai pārdošanas indikators. Nākošajā nodaļā tiks aplūkota investora sentimenta ietekme izmantojot laika rindu analīzes metodes.

### 3.2. VAR modeļu novērtējums

Uzņēmuma akcijām, kurām izmantojot regresijas, mazāko kvadrātu metodi investoru sentiments tika novērtēts kā statistiski nozīmīgs vismaz pie 0.1 nozīmīguma līmeņa, tika veikta turpmāka analīze ar vektoru autoregresijas (turpmāk - VAR) modeli.

<sup>116</sup> Skat. literatūras aprakstā 1.1.tabula “Publikācijas par investoru sentimenta ietekmi finanšu tirgū”.

Visas VAR modelī izmantotās laika rindas ir stacionāras un analizētas ar pirmās kārtas diferenci. Stacionaritātes pārbaude tika veikta ar *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* testu.

VAR modeļu optimālais novēlojumu skaits tika novērtēts izmantojot četras metodes: (1) *Akaike Information Criterion - AIC*, (2) *Hannan-Quinn Criterion - HQ*, (3) *Schwarz Criterion - SC* un (4) *Final Prediction Error - FPE*. Šie kritēriji tika aprēķināti izmantojot R programmēšanas valodas “vars” bibliotēkas funkciju “VARselect”<sup>117</sup>.

Tika veikta arī sērijveida korelācijas (*serial correlation*) pārbaude ar *Portmanteau* testu, kurai nulles hipotēze ir, ka starp laika rindām nepastāv sērijveida korelācija. Šis tests tika veikts, lai izvairītos no maldinošu rezultātu interpretācijas.

Novērtējumi tika veikti divās specifiskajās:

1. Izmantojot laika rindas “investoru sentiments” un “uzņēmuma akcijas ienesīgums”;
2. Izmantojot laika rindas “investoru sentiments” un “uzņēmuma iegādāto un pārdoto akciju skaits”.

3.4.tabula

Optimālais novēlojumu skaits atkarībā no kritērija un sērijveida korelācijas p-vērtības  
Laika rindas (1) sentiments un (2) ienesīgums

| Uzņēmuma akcijas nosaukums | Optimālais novēlojumu skaits atkarībā no kritērija |                               |                          |                               | VAR modeļi | Sērijveida korelācija (Portmanteau Test) p-vērtības |
|----------------------------|--|-------------------------------|--------------------------|-------------------------------|------------|---|
|                            | <i>Akaike Information Criterion</i>                | <i>Hannan-Quinn Criterion</i> | <i>Schwarz Criterion</i> | <i>Final Prediction Error</i> |            |   |
| AAPL                       | 1  | 1                             | 1                        | 1                             | VAR(1)     | 0.8258  |
| XOM                        | 6  | 2                             | 2                        | 6                             | VAR(2)     | 0.3973  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(6)     | 0.4404  |
| MRK                        | 4  | 2                             | 2                        | 4                             | VAR(2)     | 0.7274  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(4)     | 0.8791  |
| KHC                        | 3  | 1                             | 1                        | 3                             | VAR(1)     | 0.4955  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(3)     | 0.3792  |
| PSX                        | 10   | 2                             | 1                        | 10                            | VAR(1)     | 0.5517  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(2)     | 0.5903  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(10)    | 0.1841  |
| AMZN                       | 3  | 2                             | 2                        | 3                             | VAR(2)     | 0.9635  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(3)     | 0.9761  |
| WBA                        | 3  | 3                             | 1                        | 3                             | VAR(1)     | 0.6842  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(3)     | 0.7302  |
| BSX                        | 1  | 1                             | 1                        | 1                             | VAR(1)     | 0.9303  |
| NVDA                       | 3  | 2                             | 2                        | 3                             | VAR(2)     | 0.7902  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(3)     | 0.8003  |
| VLO                        | 3  | 3                             | 3                        | 3                             | VAR(3)     | 0.9831  |
| IBM                        | 4  | 2                             | 1                        | 4                             | VAR(1)     | 0.9307  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(2)     | 0.9545  |
|                            |  |                               |                          |                               | VAR(4)     | 0.9876  |

**Laika rindas (1) sentiments un (2) ienesīgums.** Investoru sentiments kā statistiski nozīmīgs vismaz pie 0.1 nozīmīguma līmeņa tika novērots trīs uzņēmuma akcijām – AAP, CINF, XOM.

<sup>117</sup> B.Pfaff, M. Stigler.(2018). VAR Modelling, Package ‘vars’, 1 – 52 p.

Optimālais novēlojumu skaits atkarībā no kritērija un sērijveida korelācijas p-vērtības  
Laika rindas (1) sentiments un (2) tirdzniecības apjoms

| Uzņēmuma<br>akcijas<br>nosaukums | Optimālais novēlojumu skaits atkarībā no<br>kritērija |  |                              |                                       | VAR<br>modeļi | Sērijveida<br>korelācija<br>(Portmanteau<br>Test)<br>p-vērtības |
|----------------------------------|---|--|------------------------------|---------------------------------------|---------------|---|
|                                  | <i>Akaike<br/>Information<br/>Criterion</i>           | <i>Hannan-<br/>Quinn<br/>Criterion</i> | <i>Schwarz<br/>Criterion</i> | <i>Final<br/>Prediction<br/>Error</i> |               |   |
| AAPL                             | 7   | 5                                      | 1                            | 7                                     | VAR(1)        | 0.0000  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(5)        | 0.7394  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(7)        | 0.8639  |
| XOM                              | 6   | 6                                      | 6                            | 6                                     | VAR(6)        | 0.9188  |
| MRK                              | 7   | 7                                      | 6                            | 7                                     | VAR(6)        | 0.2132  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(7)        | 0.5570  |
| KHC                              | 7   | 3                                      | 2                            | 7                                     | VAR(2)        | 0.0599  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(3)        | 0.2888  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(7)        | 0.0474  |
| PSX                              | 2   | 2                                      | 2                            | 2                                     | VAR(2)        | 0.4518  |
| AMZN                             | 6   | 4                                      | 4                            | 6                                     | VAR(4)        | 0.3165  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(6)        | 0.2412  |
| WBA                              | 3   | 3                                      | 3                            | 3                                     | VAR(3)        | 0.7831  |
| BSX                              | 8   | 1                                      | 1                            | 8                                     | VAR(1)        | 0.0271  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(8)        | 0.4103  |
| NVDA                             | 6   | 4                                      | 2                            | 6                                     | VAR(2)        | 0.1569  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(4)        | 0.4691  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(6)        | 0.8325  |
| VLO                              | 4   | 4                                      | 3                            | 4                                     | VAR(3)        | 0.5936  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(4)        | 0.9088  |
| IBM                              | 7   | 7                                      | 1                            | 7                                     | VAR(1)        | 0.0000  |
|                                  |   |  |                              |                                       | VAR(7)        | 0.9306  |

**Laika rindas (1) sentiments un (2) tirdzniecības apjoms.** Investoru sentiments, kā statistiski nozīmīgs vismaz pie 0.1 nozīmīguma līmeņa tika novērots desmit uzņēmuma akcijām – MRK, KHC, PSX, AMZN, WBA, BSX, NVDA, AAPL, VLO un IBM.

Tika novēroti dažādi optimālo novēlojumu garumi (līdz 10). Jāņem vērā, ka izmantot VAR modeļi ar salīdzinoši augstu novēlojumu skaitu var mazināties modeļa precizitāti, bet mazs novēlojumu skaits veicina sērijveida korelāciju veidošanos, kas arī atsevišķos gadījumos tika novērots, piemēram 3.5. tabulā AAPL VAR(1) un IBM VAR(1) modeļiem.

Iegūtie rezultāti palīdzēja identificēt kuru uzņēmumu akciju VAR specifikācijas tiks izmantotas tālāk analizējot šoka ietekmi un noteikt kurām VAR specifikācijām novērojama sērijveida korelācija, kas VAR modeļos nav vēlama, līdz ar to netiks izmantots tālākai analīzei.

Apakšnodaļās zemāk tika veikts (1) Grendžera cēlonības novērtējums un (2) Impulsu reakcijas novērtējums, kas palīdzēs gūt lielāku priekšstatu par investoru sentimentu kā ietekmējošo faktoru un kā laika gaidā izmainīsies

### 3.2.1.Grendžera cēlonība

Ar Grendžera cēlonību tika veikti divi testi, pieņemot, ka:

- (1) ietekmējamais mainīgais ir ienesīgums un cēlonis sentiments;
- (2) ietekmējamais mainīgais ir tirdzniecības apjoms un cēlonis sentiments.

Grendžera cēlonības novērtējuma nulles hipotēze norāda uz to, ka starp laika rindām (Y un X) Grendžera cēlonība nepastāv (p-vērtība lielāka par 0.05), savukārt alternatīvā hipotēze, ka Grendžera cēlonība pastāv (p-vērtība mazāka par 0.05). Rezultāti tika iegūti izmantojot R programmēšanas valodas “*lmtest*” bibliotēkas funkciju “*grangertest*”<sup>118</sup>. Iegūtos rezultātus (gadījumos, kad Grendžera cēlonības p-vērtība ir līdz 0.1 nozīmīguma līmenim), skatīt tabulā zemāk.

3.6.tabula

Grendžera cēlonības p-vērtības, ietekmējamais mainīgais ir ienesīgums un cēlonis sentiments

| Uzņēmuma akcijas nosaukums | VAR(1) | VAR(2) | VAR(3) | VAR(4) | VAR(5) |
|----------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| AAPL                       | 0.060  | n/s    | n/s    | n/s    | n/s    |
| XOM                        | n/s    | n/s    | n/s    | n/s    | 0.079  |
| IBM                        | 0.052  | 0.035  | 0.064  | n/s    | n/s    |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

Vairākām VAR modeļu specifiskācijām tika novērota sentimenta Grendžera cēlonība pret ienesīgumu. Vispēcīgākā Grendžera cēlonība tika novērota IBM akcijas VAR(2) modeļa specifiskācijai – tiek noraidīta nulles hipotēze pie 0.05 līmeņa. Pārējām statistiski nozīmīgajām VAR modeļu specifiskācijām nulles hipotēze tiek noraidīta pie 0.1 nozīmīguma līmeņa.

Lai pārlicinātos par iegūtajiem rezultātiem, tika veikts arī divvirziena Grendžera cēlonības novērtējums, kā rezultātā divvirziena Grendžera cēlonība netika novērota – tāpat ienesīgums nebija Grendžera cēlonis investora sentimentam.

3.7.tabula

Grendžera cēlonības p-vērtības, ietekmējamais mainīgais ir tirdzniecības apjoms un cēlonis sentiments

| Uzņēmuma akcijas nosaukums | VAR(1) | VAR(2) | VAR(3) | VAR(4) | VAR(5) |
|----------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| CINF                       | 0.057  | n/s    | n/s    | n/s    | n/s    |
| XOM                        | 0.018  | 0.039  | 0.002  | 0.001  | 0.002  |
| MRK                        | 0.020  | 0.002  | 0.011  | 0.006  | 0.006  |
| KHC                        | 0.054  | n/s    | n/s    | n/s    | n/s    |
| PSX                        | n/s    | 0.037  | 0.030  | 0.074  | n/s    |

<sup>118</sup> T.Hothorn, A.Zeileis, R.W.Farebrother, C.Cummins, G.Millo, D.Mitchell (2020). Testing Linear Regression Models, Package ‘lmtest’, 1 – 47 p.

|      |       |       |       |       |     |
|------|-------|-------|-------|-------|-----|
| AMZN | 0.063 | n/s   | n/s   | n/s   | n/s |
| BSX  | 0.004 | 0.005 | 0.015 | 0.042 | n/s |
| NVDA | n/s   | 0.017 | 0.043 | n/s   | n/s |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

Tika novēroti vairāki gadījumi, kur sentiments izraisa Grendžera cēlonību tirdzniecības apjomam. Šāda sakarība ir identificēta arī līdzīgos pētījumos par investora sentimenta kā tirdzniecības apjoma ietekmējošo faktoru.<sup>119</sup> Šādus novērojumus var ietekmēt divi faktori: (1) Nekorekti identificēts investoru sentiments – gadījumos, kad investoru sentiments tika novērtēts kā pozitīvs, patiesībā tas bija negatīvs un otrādi; (2) investoru sentiments jau tiek izmantots, gan kā akciju pirkšanas un pārdošanas signāls.

Lai pārliecinātos par iegūtajiem rezultātiem, tika veikts arī divvirziena Grendžera cēlonības novērtējums, kā rezultātā divvirziena Grendžera cēlonība netika novērota – tātad tirdzniecības apjoms nebija Grendžera cēlonis investora sentimentam.

Nākošajā nodaļā tiks aplūkots prognozētās impulsu reakcijas funkcijas novērtējums, lai izprastu vai ienesīgums un tirdzniecības apjoms reaģēs, ja investoru sentimentā būs novērojams šoks.

### 3.2.2. Prognozētās impulsu reakcijas funkcijas novērtējumi

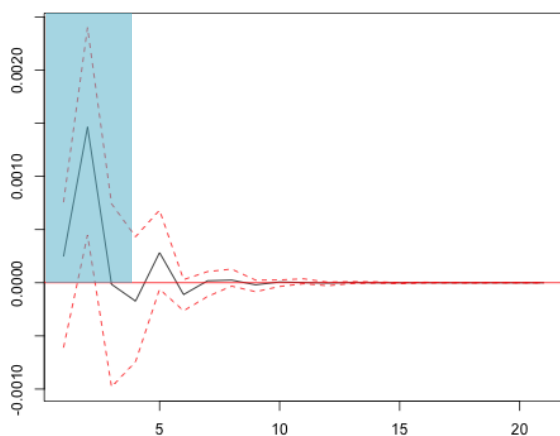
Impulsu reakcijas funkcijas tika veiktas katrai statistiski nozīmīgai VAR specifiskajai, (skat. tabulu 3.4. un 3.5). Rezultāti tika iegūti izmantojot R programmēšanas valodas “vars” bibliotēkas funkciju “*irf()*”<sup>120</sup> Impulsu reakcijas prognozēšanai tika izmantota *Bootstrap* pieeja, tātad tika veikti vairāki simulācijas testi (pētījuma gadījumā, katrai IRF funkcijai tika veiktas 100 simulācijas), skat. rezultātus zemāk.

#### (1) Ienesīguma reakcija no sentimentu šoka

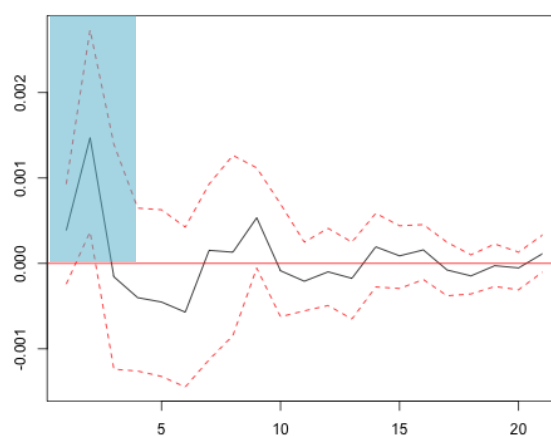
Šajā gadījumā būtiski pieaugot investoru sentimentam tika novērota statistiski nozīmīga uzņēmuma akcijas ienesīguma izmaiņas trīs specifiskajās – IBM VAR(2); IBM VAR(4) un XOM VAR(6).

<sup>119</sup> S.Liu (2015), Investor Sentiment and Stock Market Liquidity, Journal of Behavioral Finance, 16:1, 51 – 67 p.

<sup>120</sup> B.Pfaff, M. Stigler.(2018). VAR Modelling, Package ‘vars’, 1 – 52 p.



3.1.attēls IBM Ienesīguma reakcija  
no sentimenta šoka  
(VAR(2) modeļa specifikācijai)



3.2.attēls IBM Ienesīguma reakcija  
no sentimenta šoka  
(VAR(4) modeļa specifikācijai)

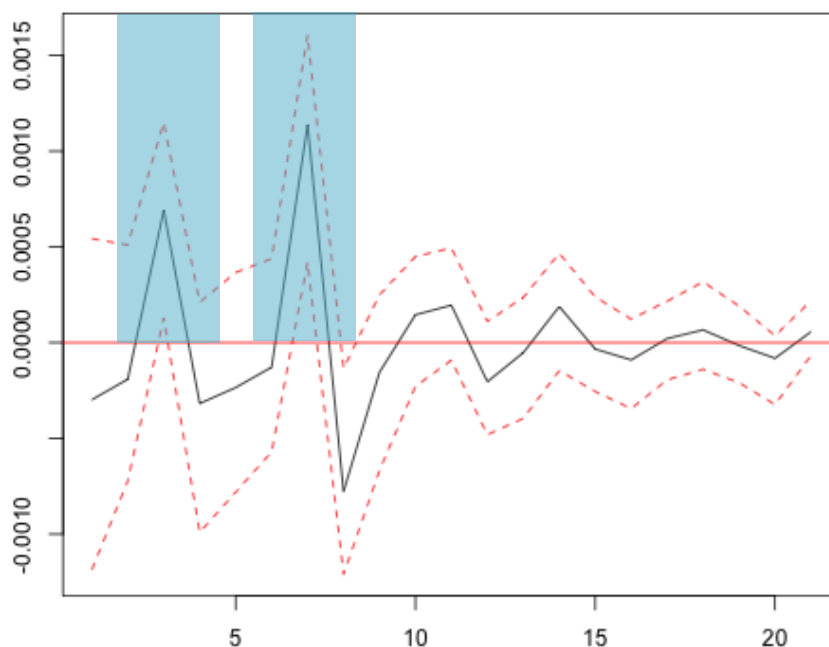
*IBM* uzņēmuma akcijai statistiski nozīmīga impulsu reakcija – 95% intervāls pārsniedz neitrālo stāvokli, kur y-ass ir vienāds ar nulli – ir novērojama otrajā periodā (viens periods ir vienāds ar vienu stundu). Tas nozīmē, ka ja investoru sentimentā ir novērots šoks (izmaiņas par vienu standartnovirzi), tad salīdzinoši ātri pieaugs akcijas ienesīgums. Tas arī pamato literatūras apskatā iegūto informāciju<sup>121</sup> – sentimenta spēja ietekmēt ir īstermiņā.

*IBM* VAR(2) modelī desmitajā periodā (stundā) investora sentimenta ietekme ir pielīdzināma nullei, savukārt *IBM* VAR(4) modelī investora sentimenta ietekme turpina svārstīties arī pēc 10 perioda (stundas), bet 95% intervāls nepārsniedz neitrālo līmeni, līdz ar to tas nenozīmē ka tik tiešām investoru sentiments ietekmē arī salīdzinoši tālus periodus. Jāņem vērā arī tas, ka izmantojot VAR modeļus ar lielāku novērojumu skaitu precizitāte samazinās.

*IBM* uzņēmuma gadījumā ir izdevies novērot statistiski nozīmīgu ienesīguma reakciju no sentimenta šoka.

Nākošais attēls (attēls nr. 3.3) ir uzņēmuma akcijas *XOM* ienesīguma reakcija no sentimenta šoka.

<sup>121</sup> Skat. literatūras aprakstā 1.1.tabula “Publikācijas par investoru sentimentu ietekmi finanšu tirgū”.



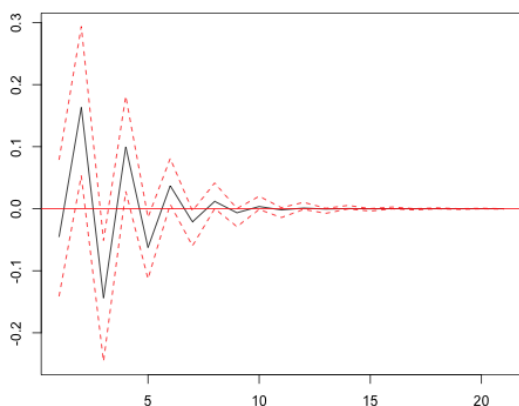
3.3.attēls XOM Ienesīguma reakcija no sentimenta šoka (VAR(6) modeļa specififikācijai)

Arī XOM uzņēmuma akcijai VAR(6) modelī būtiska sentimenta ietekme ir novērojama strauji. Atšķirībā no IBM akcijas statistiski nozīmīga sentimenta šoka ietekme ir novērota divos periodos – trešajā un astotajā. Šāds novērojums varētu būt skaidrojams ar salīdzinoši augstu novērojumu skaitu pašā VAR modelī (6 novērojumi). Tomēr tiek novērota statistiski nozīmīga ienesīguma reakcija no sentimenta šoka.

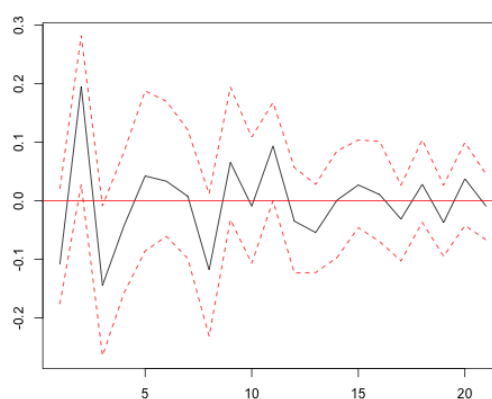
Tālāk tiks aplūkots, kā reaģēs iegādātais/pārdotais akciju skaits, ja investoru sentimentā būs novērojams šoks.

## (2) Tirdzniecības apjoma reakcija no sentimentā šoka

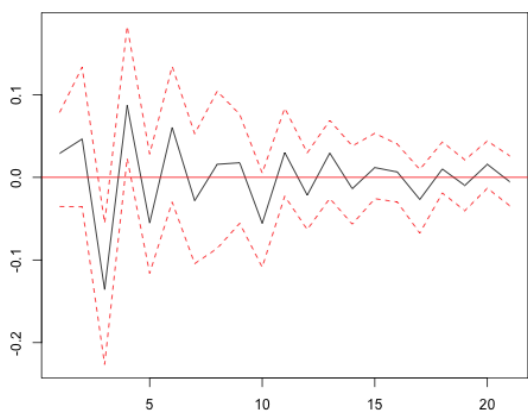
Aplūkojot tirdzniecības apjoma reakciju no sentimentā šoka, tika novēroti vairāki statistiski nozīmīgi rezultāti, jeb 95% intervāls pārsniedz neitrālu šoka ietekmes stāvokli šādiem VAR modeļu specififikācijām: BSX VAR(1); BSX VAR(8); MRK VAR(6); MRK VAR(7); PSX VAR(2) un XOM VAR(6).



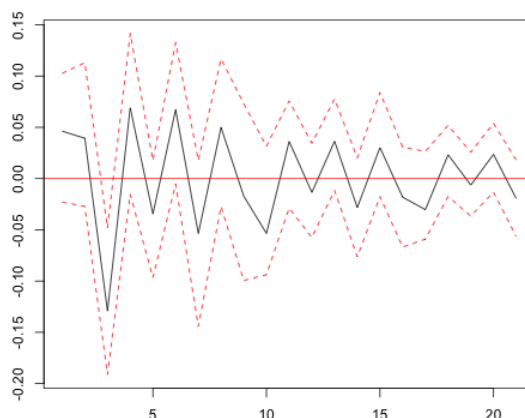
3.4.attēls BSX tirdzniecības apjoma reakcija no sentimentā šoka (VAR(1) modeļa specififikācijai)



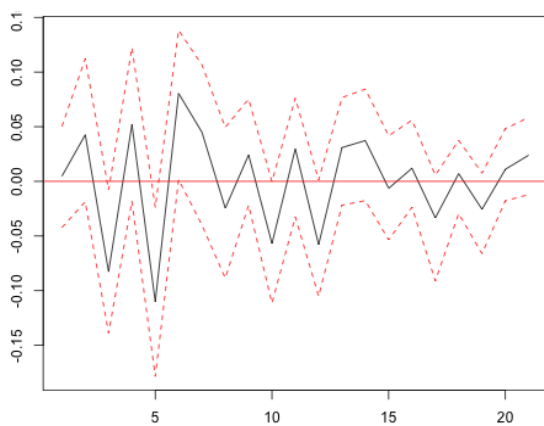
3.5.attēls BSX tirdzniecības apjoma reakcija no sentimentā šoka (VAR(8) modeļa specififikācijai)



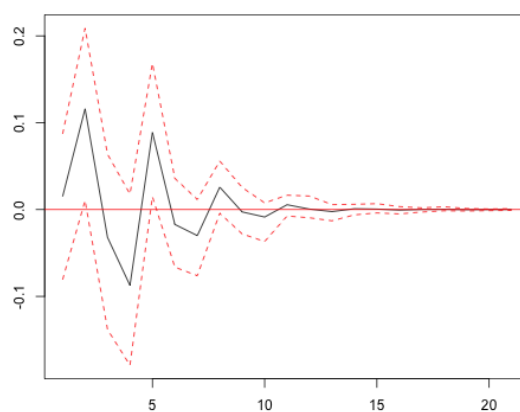
3.6.attēls MRK tirdzniecības apjoma reakcija no sentimenta šoka (VAR(6) modeļa specififikācijai)



3.7.attēls MRK tirdzniecības apjoma reakcija no sentimenta šoka (VAR(7) modeļa specififikācijai)



3.8.attēls XOM tirdzniecības apjoma reakcija no sentimenta šoka (VAR(6) modeļa specififikācijai)



3.9.attēls PSX tirdzniecības apjoma reakcija no sentimenta šoka (VAR(2) modeļa specififikācijai)

Statistiski nozīmīgu tirdzniecības apjoma reakcija no sentimenta šoka tiek novērota salīdzinoši ātri – līdz piektajam periodam.

Neviens novērojums nenorāda, ka sentimentam būtu novērots ilgtermiņa efekts – investoru sentimentu šoka ietekmei ir īss darbības laiks. Uzņēmuma akcijas cenas tiek koriģētas atbilstoši investoru pieprasījumam un piedāvājumam. Efektīvās tirgus hipotēzes ietvaros tas nozīmē, ka investori salīdzinoši ātri izmanto informācijas asimetriju savā labā.

### 3.2.3. Prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija

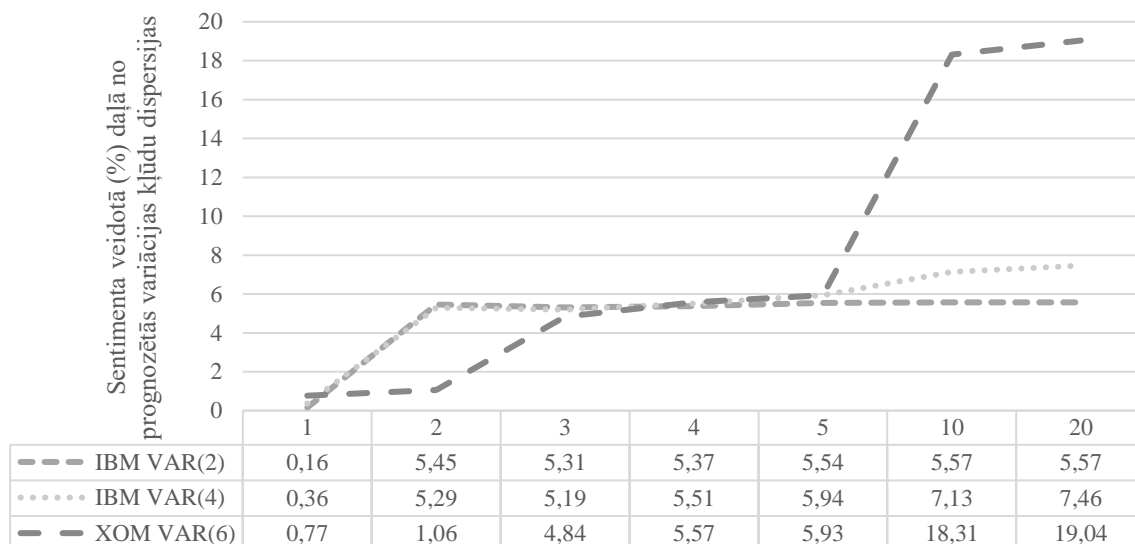
Visiem pētījuma gaitā veiktajiem VAR modeļiem, kur investoru sentimentu tika novērtēts kā statistiski nozīmīgs, tika veikta prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija, turpmāk tekstā FEVD (*forecast error variance decomposition*) ar R programmēšanas valodas “vars” funkcijas “fevd()” palīdzību.<sup>122</sup>

Ar FEVD palīdzību tiek prognozēta, kādu procentuāli daļu no variācijas veido katra laika rinda, jeb procentuāli cik lielu daļu no uzņēmuma akcijas ienesīguma izmaiņām un tirdzniecības apjoma izmaiņām iespējams izskaidrot ar investoru sentimentu šoku.

<sup>122</sup> B.Pfaff, M. Stigler.(2018). VAR Modelling, Package ‘vars’, 1 – 52 p.

Prognozēšana tika veikta nākamajiem pieciem periodiem, jo kā noskaidrojās impulsu reakcijas funkciju novērtējumā, tad pārsvarā ja bija novērota investoru sentimenta statistiskā nozīmība, tad novērtējums bija būtisks tikai līdz piektajam periodam (atgādinājums, ka viens periods ir vienāds ar vienu stundu) un iekļauts arī periods 10 un 20, lai novērotu vai tiek identificētas būtiskas izmaiņas (iegūtos rezultātus skatīt zemāk).

### Laika rindas (1) sentiments un (2) ienesīgums.



3.1.attēls, prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija, laika rindai (1) sentiments un (2) ienesīgums

Pēc iegūtajiem rezultātiem, šķiet uzņēmuma akcijas *XOM VAR(6)* modeļa FEVD, nešķiet ticams, jo palielinoties prognozētajam periodam palielinās arī investora sentimenta veidotā daļa. Šo novērojumu iespējams skaidrot ar to, ka šajā modelī investoru sentiments bija statistiski nozīmīgs tikai pie 0.1 nozīmīguma līmeņa. Kā arī iespējams šādu rezultātu ietekmējis ir salīdzinoši augstais VAR modelī izmantotais novērojumu skaits, kas samazina modeļa precizitāti.

Uzņēmuma akcijas *IBM VAR(2)* dekompozīcijā pēc piektā periodā investora sentimenta daļa palika nemainīga. No visiem VAR modeļiem tieši šajā investoru sentiments pie pirmā novērojuma bija nozīmīgs pie 0.05 līmeņa. Tādēļ *IBM VAR(2)* dispersijas dekompozīcija šķiet ticamāka.

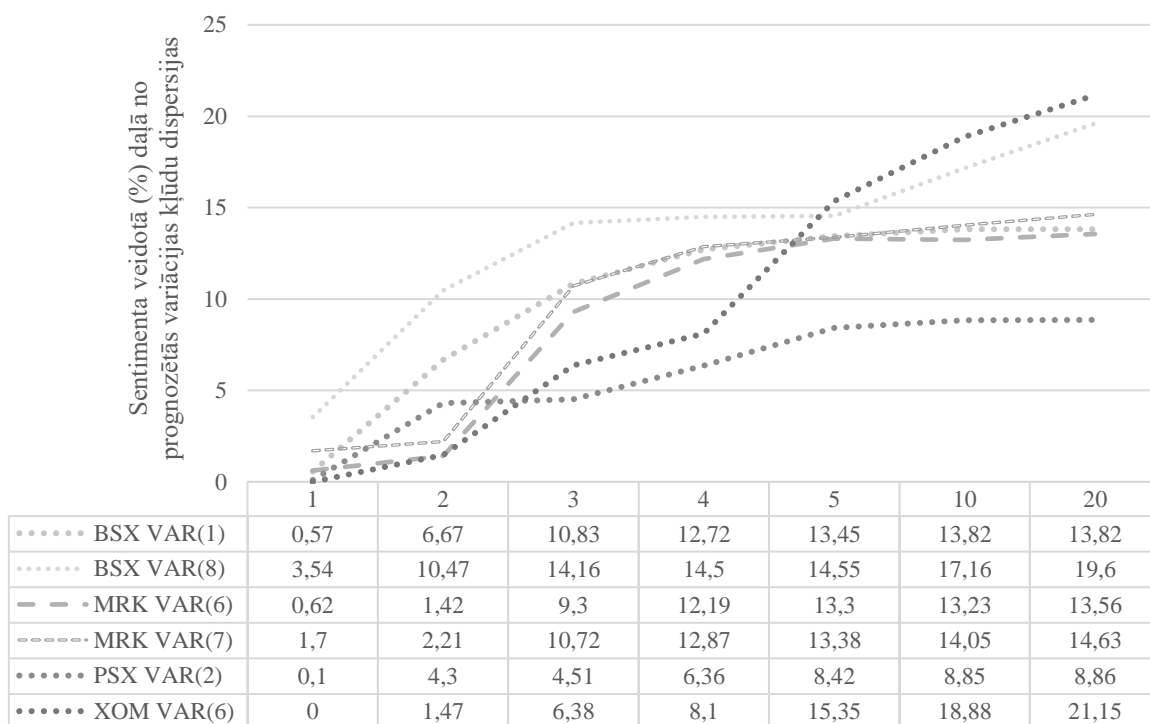
*IBM VAR(2)* modelim, investoru sentimenta ietekme pirmajā periodā irniecīga un sākot ar otro periodu strauji konverģējās. Tas ir iespējams saistīts ar ātrumu kādā informācija nonāk pie investora. Pārējos VAR modeļos dispersijas dekompozīcijas analizē investoru sentiments bija niecīgs (līdz 1%). Neraugoties uz to ir izdevies atrast, ka investoru sentimentam ir ietekme attiecībā uz uzņēmuma akcijas ienesīguma izmaiņām. Šādus novērojumus ir izdevies atklāt arī citiem pētniekiem.<sup>123</sup>

Tālāk tiks aplūkoti prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija laika rindai (1) sentiments un (2) tirdzniecības apjoms.

<sup>123</sup> M. W. Uhl (2014) Reuters Sentiment and Stock Returns, *Journal of Behavioral Finance*, 15:4, 287 – 298 p.

### Laika rindas (1) sentiments un (2) tirdzniecības apjoms.

Vērtējot investora sentimenta šoka ietekmi uz akciju tirdzniecības apjomu, tika prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija tiem VAR modeļiem, kuriem investoru sentiments tika identificēts kā statistiski nozīmīgs – BSX VAR(1); BSX VAR(8); MRK VAR(6); MRK VAR(7); PSX VAR(2) un XOM VAR(6), rezultātus skatīt zemāk.



3.2.attēls, prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija, laika rindai (1) sentiments un (2) tirdzniecības apjoms.

Izdevās novērot, ka daļa ko iespējams izskaidrot ar sentimenta izmaiņām ir salīdzinoši zema. Investora sentimenta šoka ietekme izskaidro uzņēmuma akcijas ienesīguma izmaiņas un tirdzniecības apjoma skaita izmaiņas. Laika gaitā investoru sentimentu dispersija izskaidro arvien lielāku daļu no uzņēmuma akcijas ienesīguma izmaiņām un tirdzniecības apjoma izmaiņām.

### 3.3. Pozitīva/negatīva sentimentu izmantošana kā akcijas iegādes/pārdošanas signāls

Tālāk tika veikts eksperiments, lai pārlicinātos vai tik tiešām izmantojot investoru sentimentu kā uzņēmuma akcijas iegādes brīdi var iegūt ienesīgumu kurš būtu atšķirīgs ja akcijas iegādes un pārdošanas punkts būtu patvaļīgi izvēlēti.

Protams šāds eksperiments nozīmē, ka investors jau iepriekš zina kurās dienās pētījuma periodā investoru sentiments ir vispozitīvāk novērtēts. Tādēļ tabulā zemāk tiek norādīts “potenciālais” ienesīgums, jeb pieņemot, ka investors ir precīzi uzminējis, ka pozitīvāks sentiments pētījuma periodā nebūs. Realitātē protams nav iespējams iepriekš paredzēt kuros brīžos sentiments ir vispozitīvākais, vai visnegatīvākais.

Praktiski, būtu jātestē vairāki sentimentu sliekšņi dažādos intervālos, piemēram, investoru sentiments sociālajos medijos ir 50% zem vai virs ierastā sentimentu līmeņa, kas varētu nozīmēt, ka ir īstais brīdis uzņēmuma akcijas iegādei.

Autors atzīmē, ka šī eksperimenta ietvaros ir svarīgi, ka uzņēmuma akcija tiek pārdota tajā pašā dienā, jo tas minimizē ietekmi, kas var rasties ārpus biržas darba laika rezultātā. Papildus, tiek ņemts pieņemts, ka darījums periodā ir likvids, jeb konkrētajā periodā akciju ir iespējams pārdot citam investoram (iegūtos rezultātus skat. tabulā zemāk).

3.8.tabula

IBM akcijas ienesīgums, ja investors balstās uz investora sentimentu sociālajos medijos kā iegādes signālu

| Sentiments<br>(min= -1, max=1)       | Ienesīgums (%) atkarībā pēc n stundu ilga darījuma |               |               |               |
|--------------------------------------|--|---------------|---------------|---------------|
|                                      | Pēc 1 stundas                                      | Pēc 2 stundām | Pēc 3 stundām | Pēc 4 stundām |
| Pozitīvs (0.11)                      | 0.5%   | 0.7%          | 0.6%          | 0.7%          |
| Pozitīvs (0.09)                      | 0.5%   | 0.3%          | 0.3%          | 0.5%          |
| Pozitīvs (0.07)                      | 0.5%   | 0.5%          | 0.3%          | 0.3%          |
| Pozitīvs (0.07)                      | 0.1%   | 0.2%          | 0.1%          | 0.0%          |
| Negatīvs (-0.07)                     | 1.4%   | 1.4%          | 1.0%          | 0.9%          |
| Negatīvs (-0.06)                     | 0.3%   | 0.0%          | 0.2%          | 0.8%          |
| Negatīvs (-0.05)                     | 0.2%   | 0.2%          | 0.3%          | 0.4%          |
| Negatīvs (-0.03)                     | 0.6%   | 1.5%          | 1.6%          | 1.4%          |
| Patvaļīgi izraudzīts iegādes brīdis* | 0.1%   | 0.0%          | 0.04%         | 0.0%          |

\* katram intervālam tika veiktas 1000 simulācijas, no kurām tabulā atspoguļota mediāna

Rezultātā mēs varam novērot, ka lielākoties visos gadījumos izmantojot investora sentimentu kā akcijas iegādes brīdi ienesīgums ir lielāks. Tomēr lai pārliecinātos par iegūtajiem rezultātiem būtu jāveic vairāk testi ar izteikti pozitīvu vai negatīvu sentimentu. Pētījumā nebija pietiekams novērojumu skaits, lai pārliecinātos vai tik tiešām investora sentimenta izmantošana rezultēsies lielākā ienesīgumā.

Realitātē protams investors var izvēlēties arī nepārdot akciju tajā pašā dienā un gaidīt izdevīgāku mirkli akcijas pārdošanai. Tādēļ šī eksperimenta nolūks bija notestēt vai vispār izmantojot investora sentimentu ienesīgums būs pozitīvs. Nepieciešami vairāk novērojumi, kur ar kādu analīzes metodi (piemēram, VAR) tiktu identificēta sentimenta statistiskā nozīmība un gadījumus kad investoru sentiments ir izteikti pozitīvs vai negatīvs.

Investoru sentiments kā ietekmējošais faktors var būt statistiski nozīmīgs konkrētai uzņēmuma akcijai konkrētā laika periodā. To ir daudz vieglāk novērtēt analizējot vēsturiskos datus, bet ne prognozējot. Tādēļ ir nepieciešami šādi novērojumi arī citos periodos un izmantojot vēl īsākus laika intervālos, piemēram, vienas minūtes intervālā.

Otrs svarīgs aspekts, lai novērtētu sentimenta pielietojumu ir patērētais laiks modeļa aprēķināšanai. Ja arī pēc šī pētījuma automatizēšanas, modeļa aprēķināšanas laiks ir krietni ilgāks par laika periodu kurā iespējams nopelnīt, tad modeļa izmantošana nav racionāla, bet lai to veiktu nepieciešams izstrādāt sliekšni kurš tad noteiktu pie cik pozitīva vai negatīva investoru sociālo mediju sentimentu tiks veikta akcijas iegāde un pārdošana.

## SECINAJUMI UN PRIEKŠLIKUMI

Pamatojoties uz literatūras analīzi un empīriski veikto pētījumu, autors veic secinājumus un sniedz priekšlikumus turpmākai pētniecībai.

### Secinājumi

#### Secinājumi no literatūras analīzes

1. Efektīvā tirgus hipotēze nosaka, ka visi tirgus dalībnieki ir racionāli un uzņēmuma akcijas cena ir atspoguļojums visai informācijai, kas par uzņēmuma akciju ir pieejama. Tas nozīmē, ka akcijas cenu izmaiņas ir pielīdzināmas patvaļīgai pastaigai. Tomēr efektīvā tirgus hipotēze nespēj izskaidrot neracionālus tirgus notikumus. Vairāki pētījumi liecina, ka tirgus dalībnieku lēmumi var būt neracionāli. Rezultātā sāka attīstīties jauns finanšu tirgus koncepts – uzvedības finanšu teorija.
2. Negatīv un pozitīva investoru sentimenta ietekme uz ienesīgumu ir atšķirīga. Kā arī investoru sentiments ir atkarīgs no investora ieguldījumu stratēģijas (ilgtermiņa vai īstermiņa) un no tā, vai investoram pieder konkrētās akcijas.
3. Analizējot investoru sentimentu ietekmi ir svarīgi izvēlēties pēc iespējas augstāku datu frekvenci. Jo īsāks ir laika intervāls starp novērojumiem, jo labāk iespējams atdalīt investora sentimentu ietekmi no citiem akcijas cenas ietekmējošiem faktoriem.
4. Investoru sentimentu analīze kļūst arvien pieejamāks instruments. Investoriem ir iespēja arī izmantot brokeru piedāvātos investoru sentimentu rīkus. Patreiz lielākie brokeri, kuri piedāvā sociālo mediju sentimentu indikatoru ir *Bloomberg* un *Interactive Brokers*.
5. Pastāv iespējas manipulēt ar mikroblogošanas vietņu palīdzību. ASV Vērtspapīru biržas komisija ir konstatējusi vairākus šādus gadījumus. Tādēļ investoram, jābūt uzmanīgam ja investoru sociālo mediju sentiments tiek izmantots kā vienīgais faktors, lai pieņemtu lēmumu par uzņēmuma akcijas iegādi vai pārdošanu.
6. Ziņojumu iegūšanai no mikroblogošanas vietnēm var izmantot trīs metodes: (1) Manuāla ziņojumu kopēšana datubāzē; (2) Interneta vietnes “skrāpēšana”; (3) Izmantojot oficiālo piekļuvi, ja interneta vietne piedāvā šādu opciju.
7. Sentimentu aprēķināšanai ir divas pieejas – mašīnmācīšanās pieeja un vārdnīcu pieeja. No tām ātrākā ir vārdnīcu pieeja – katra vārda salīdzināšana ar citu pētnieku piedāvātām bibliotēkām, kas balstītas uz veiktiem pētījumiem, kas norāda cik bieži katrs vārds tiek izmantots pozitīvā un negatīvā kontekstā. Ir vārdnīcas, kuru sentiments ir tieši specializēts un balstīts uz finanšu pārskatiem – *Loughran-McDonald*.

#### Secinājumi no empīriskā pētījuma

##### 1. Regresijas modeļu novērtējums

Modeļos, kur atkarīgais mainīgais ir tirdzniecības apjoms, tika novērota sentimentu un publicēto ziņojumu skaita statistiskā nozīmība ar diviem novērojumiem.

Mēģinot noteikt, vai investoru sentimentu ietekme ir vairāk izteikta kādai grupai, tika novērots, ka sešās no astoņām grupām modeļos, kur atkarīgais mainīgais ir tirdzniecības apjoms, investoru sentiments un publicēto ziņojumu skaits, ir statistiski nozīmīgi. .

Modelējot katra uzņēmuma akciju ienesīgumu individuāli, 11% gadījumu investoru sentiments tika novērots kā statistiski nozīmīgs pie diviem novērojumiem. Savukārt, ja

atkarīgais mainīgais ir tirdzniecības apjoms, 17% gadījumu investoru sentiments tika novērots kā statistiski nozīmīgs pie diviem novēlojumiem.

## **2.Vektoru autoregresīvo (VAR) modeļu novērtējums**

**Laika rindas sentiments un ienesīgums.** Investoru sentiments ir statistiski nozīmīgs pie 0.1 nozīmīguma līmeņa trīs akcijām – AAPL, CINF, XOM.

**Laika rindas sentiments un tirdzniecības apjoms.** Investoru sentiments ir statistiski nozīmīgs vismaz pie 0.1 nozīmīguma līmeņa desmit akcijām – MRK, KHC, PSX, AMZN, WBA, BSX, NVDA, AAPL, VLO un IBM.

## **3.Grendžera cēlonības novērtējums**

Izdevās novērot statistiski nozīmīgu sentimenta Grendžera cēlonību. Sentiments izraisa Grendžera cēlonību akcijas cenas ienesīgumam un tirdzniecības apjomam. To apliecina arī tas, ka netika novērota divvirziena Grendžera cēlonība, jeb šajos gadījumos ienesīgums vai tirdzniecības apjoms nebija Grendžera cēlonis sentimentam.

## **4. Prognozētās impulsu reakcijas funkcijas novērtējums**

Izdevās novērot statistiski nozīmīgu ienesīguma un tirdzniecības apjoma reakciju, gadījumā ja sentimentam būtu novērots šoks. Nevienā gadījumā netika novērota sentimenta ilgtermiņa ietekme, kas liecina par salīdzinoši ātru akcijas cenas koriģēšanos uz “patieso” akcijas cenu.

## **5.Prognozēšanas kļūdas dispersijas dekompozīcija**

Daļa no uzņēmuma akcijas ienesīguma izmaiņām un tirdzniecības apjoma izmaiņām ko iespējams izskaidrot ar investoru sentimentu šoku ir salīdzinoši zema.

### **Priekšlikumi finanšu tirgus pētniekiem**

1. Testēt investora sentimentu ietekmi dažādos intervālos, piemēram, minūtes vai stundu griezumā. Tas varētu palīdzētu analizēt cik ātri tiek novērstas tirgus “kļūdas” un akcijas cena atgriežas pie “patiesās” vērtības.
2. Nepieciešams testēt dažādas investoru sentimentu noteikšanas metodes. Tas samazinās risku, ka statistiski nozīmīgi rezultāti ir iegūti sakritības pēc.
3. Pētīt vai sentimentu ietekme ir atšķirīga dažādām investoru grupām, piemēram, pēc investīciju pieredzes vai stratēģijas (ilgtermiņa, īstermiņa) un investīciju portfeļa lieluma.
4. Analizēt vai sentiments par konkrētu akciju ir atšķirīgs atkarībā no izmantotā sociālā medija.
5. Analizēt manipulācijas riskus, lai identificētu kurā gadījumā ar investoru sentimentu iespējams tiek veiktas manipulācijas darbības (piemēram, identificēt gadījumus kad pēkšņi relatīvi jauni sociālo mediju konti publicē ziņas par konkrētu akciju).

## IZMANTOTĀ LITERATŪRA UN AVOTI

1. A. Groß-Klußmann, S. König, M. Ebner (2019). Buzzwords build momentum: Global financial Twitter sentiment and the aggregate stock market. *Journal of Expert Systems with Applications* 136, 171 – 186 p.
2. A. Timmermann, C.W.J. Granger (2004). Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal of Forecasting* 20, 15– 27 p.
3. A.S. Kyle (1985). Continuous Auctions and Insider Trading. *The Econometric Society*, 1315 – 1335 p.
4. A.Shleifer, L.H.Summers (1990). The Noise Trader Approach to Finance. *Journal of Economic Perspectives*, Vol 4. No 2, 19 -33 p.
5. B.Ahmed (2020). Understanding the impact of investor sentiment on the price formation process: A review of the conduct of American stock markets (2020) *The Journal of Economic Asymmetries* 22, 1 – 29 p.
6. B.M.Barber, T.Odean (2000). Trading Is Hazardous to Your Wealth: The Common Stock Investment Performance of Individual Investors. *The Journal of Finance*. Vol LV, No.2. April, 1 – 34 p.
7. B.Pfaff, M. Stigler.(2018). VAR Modelling, Package ‘vars’, 1 – 52 p.
8. B.Liu (2012) *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool, 1 – 184 p.
9. C.Haiqiang, C.T. Tai Leung, S., Yingni (2013). Principal Component Approach to Measuring Investor Sentiment in China (2013) 1 – 23 p.
10. C.T.Tai-Leung, C. Bingqing, Wo., Wing Keung (2017). Principal Component Approach to Measuring Investor Sentiment in Hong Kong (2017) MPRA Paper No. 77147, 26 Feb., 1 – 12 p.
11. C.Nopp, A.Hanbury (2015). Detecting Risks in the Banking System by Sentiment Analysis. *Association for Computational Linguistics*, 591-600 p.
12. C.M.C. Lee, M. J.Ready (1991). Inferring Trade Direction from Intraday Data. *The Journal of finance* Vol. XLVI, No.2, June, 1 – 14 p.
13. D. Maitra, S. Ranjan Dash (2017). Sentiment and Stock Market Volatility Revisited: A Time- Frequency Domain Approach, *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 1 – 34 p.
14. D.Liston, P.Sin (2015) *Stock Returns and Investor Sentiment*, *Quarterly Review of Economics and Finance*, 1-34 p.
15. D.Ryu (2013). *Stock Returns and Implied Volatility: A New VAR Approach*. *Economics E-Journal*. 1 - 23 p.

16. E. F. Fama. The behavior of stock-market prices. *Journal of Business*, 38(1), 1965. 34 – 105 p.
17. F. Black (1986). Noise. *The Journal of Finance* Vol XII, No 3. July, 1 – 15 p.
18. F. Audrino a, F. Sigrist, D. Ballinari (2019). The impact of sentiment and attention measures on stock market volatility, *International Journal of Forecasting* 1 – 14 p.
19. G. Guzman (2007). Using sentiment surveys to predict GDP growth and stock returns, *Munich Personal RePEc Archive*, 1 – 30 p.
20. G.W. Brown, Michael T. Cliff (2004). Investor sentiment and the near-term stock market, *Journal of Empirical Finance* 11, 1 –27 p.
21. G.W. Brown (1999). Volatility, Sentiment, and Noise Traders, 82 – 90 p.
22. G.Chowdhury (2003). Natural Language Processing. *Annual Review of Information Science and Technology*, 51-89 p.
23. G.Ranco, D.Aleksovski, G.Calderelli, M.Grčar, I.Mozetič (2015). The Effects of Twitter Sentiment on Stock Price Returns. *PLoS ONE* 10(9), 1 – 21 p.
24. H.Simon (1986). Rationality in Psychology and Economics. *The Journal of Business*, Vol. 59, No. 4, Part 2: The Behavioral Foundations of Economic Theory (Oct., 1986), 209-224 p.
25. H. Lütkepohl, D. S. Poskitt (1991). Estimating Orthogonal Impulse Responses via Vector Autoregressive Models. *Cambridge University Press, Econometric Theory*, Vol. 7, No. 4 (Dec., 1991), 487 – 496 p.
26. H.Yildirim. (2017). Behavioral Finance or Efficient Market Hypothesis? Vol:3, Issue:11; pp:151-158
27. Hu Changshenga, Wang Yongfengb (2012). Investor Sentiment and Assets Valuation, *Systems Engineering Procedia* 3, 166 – 171 p.
28. I.Feinerer (2020). Introduction to the tm Package, *Text Mining in R*, 1 – 8 p.
29. I.Georgoula, D. Pournarakis, C.Bilanakos, D.N. Sotiropoulos, G.M. Giaglis. (2015) Using Time-Series and Sentiment Analysis to detect the Determinants of Bitcoin Prices, *SSRN*, 1 – 14 p.
30. J. Strycharz, N. Strauss, D.Trilling (2018) The Role of Media Coverage in Explaining Stock Market Fluctuations: Insights for Strategic Financial Communication, *International Journal of Strategic Communication*, 12:1, 67-85
31. J. Bollena, H. Maa, X.Zeng (2010). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 1 – 8 p.
32. J.Levy (1992). An Introduction to Prospect Theory. *Political Psychology*, Vol. 13, No. 2, Special Issue: Prospect Theory and Political. *Psychology* (Jun., 1992), 171-186 p.

33. J.A.Ryan, J.M.Ulrich, W.Thielen, P. Teetor, S.Bronder (2020). Quantitative Financial Modelling Framework. Package ‘quantmod’, 1 – 104 p.
34. J.A.Cookson, M.Niessner (2016). Why Don’t We Agree? Evidence from a Social Network of Investors, SSRN, 1 – 52 p.
35. J.Fu, Q. Zhou, Y. Liu, X. Wu (2019). Predicting stock market crises using daily stock market valuation and investor sentiment indicators (2019). *North American Journal of Economics and Finance*, 1 – 13 p.
36. Kumari, J., Mahakud, J., (2015). Does investor sentiment predict the asset volatility? Evidence from emerging stock market India. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*.
37. L.Wu, F.Morstatter, H.Liu (2016). SlangSD: Building and Using a Sentiment Dictionary of Slang Words for Short-Text Sentiment Classification. Arizona State University, 1 – 16 p.
38. M.Baker, J. Wurgler (2016). Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns. *The journal of finance* vol. LXI, no. 4, august, 1 – 36 p.
39. M.Baker, J. Wurgler (2007). Investor sentiment in the Stock Market (2007), *The Journal of Economic Perspectives*, Vol. 21, No. 2 (Spring, 2007), 129 – 151 p.
40. M.Ángeles López-Cabarcosa, Ada M.Pérez-Picoa, J. Piñeiro-Chousab, A. Šević (2019). Bitcoin volatility, stock market and investor sentiment. Are they connected? *Finance Research Letters*, 1 – 7 p.
41. M.G.Kendall, A. B. Hill. The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, Vol. 116, No. 1 (1953), 11 – 34 p.
42. M.Sewell (2011). History of the Efficient Market Hypothesis. UCL Department of Computer Science, 1 – 14 p.
43. M.Statman, S.Thorley, K.Vorkink (2006). *Investor Overconfidence and Trading Volume*. Published by Oxford University Press on behalf of The Society for Financial Studies. 1 – 35 p.
44. M. W. Uhl (2014) Reuters Sentiment and Stock Returns, *Journal of Behavioral Finance*, 15:4, 287 – 298 p.
45. Malkiel, Burton G.; Fama, Eugene F. (1970). EFFICIENT CAPITAL MARKETS: A REVIEW OF THEORY AND EMPIRICAL WORK\*. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
46. M.Sherif, D.Leitch (2017). Twitter mood, CEO succession announcements and stock returns. *Journal of Computational Science*, 1 – 33 p.

47. M.Naldi (2019), A review of sentiment computation methods with R packages. Cornell University, 1 – 11 p
48. N.Barberis, A.Shleifer, R.Vishny (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics* 49, 307 – 343 p.
49. N.Barberis, R.Thaler (2003). A Survey of Behavioral Finance. *Handbook of the Economics of Finance*, 1 – 75 p.
50. N.Archak, A.Ghose, P.G. Ipeirotis (2007). Show me the Money! Deriving the Pricing Power of Product Features by Mining Consumer Reviews. Conference paper, 1 – 11 p.
51. N.Oliveira, P.Cortez, N.Areal (2013). On the Predictability of Stock Market Behavior using StockTwits Sentiment and Posting Volume, 1 – 10 p.
52. P.Wang, P.Wang, A.Liu, (2005) Stock return volatility and trading volume: evidence from the Chinese stock market. *Journal of Chinese Economic and Business Studies*, 39–54 p.
53. P.Das, R.Füss, B.Hanle, I.Nina Russ (2020). The cross-over effect of irrational sentiments in housing, commercial property, and stock markets, *Journal of Banking and Finance*, 1 – 14 p.
54. R.Thaler, S.Mullainathan (2000). Behavioral Economics. NBER working paper series, 1– 13p.
55. R.Thaler (1980). Toward a positive theory of consumer choice. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 39 – 60 p.
56. R.M. David (2014). Machine-learning classification techniques for the analysis and prediction of high-frequency stock direction, University of Iowa, 1 – 292 p.
57. R. Bar-Haim, E. Dinur, R. Feldman, M. Fresko, G.Goldstein (2011). Identifying and Following Expert Investors in Stock Microblogs. *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1310–1319 p.
58. S.Alsabban, O.Alarfaj (2020). An Empirical Analysis of Behavioral Finance in the Saudi Stock Market: Evidence of Overconfidence Behavior. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 10(1), 73 - 86.p
59. S.Gervais, T.Odean (2001). Learning to Be Overconfident. *The Review of Financial Studies* Spring, Vol.14, No.1, 1 – 27 p.
60. S.Liu (2015), Investor Sentiment and Stock Market Liquidity, *Journal of Behavioral Finance*, 16:1, 51 – 67 p.
61. S.Sun, C. Luo, J.Chen. A review of natural language processing techniques for opinion mining systems. *Information Fusion* 36 (2017) 10–25 p.

62. S.Kim, D. Kim (2014). Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1 –27 p.
63. S.J.Grossman, R.Shiller (1981). The Determinants of the Variability of Stock Market Prices. *The American Economic Review*, Vol. 71, No. 2, Papers and Proceedings of the Ninety-Third Annual Meeting of the American Economic Association (May, 1981), pp. 222-227 p.
64. T.Loughran, B.McDonald (2016). Textual Analysis in Accounting and Finance: A Survey. *Journal of Accounting Research*, 1 – 44 p.
65. T.Rinker (2019). Calculate Text Polarity Sentiment. Package ‘sentimentr’. 1 -59 p.
66. T.Hothorn, A.Zeileis, R.W.Farebrother, C.Cummins, G.Millo, D.Mitchell (2020). Testing Linear Regression Models, Package ‘lmtest’, 1 – 47 p.
67. T.Hendershott, P.C.Moulton (2010). Automation, Speed, and Stock Market Quality: The NYSE’s Hybrid. *Journal of Financial Markets* 14(4), 568-604 p.
68. V.Dixit, A.Saroliya (2013). A semantic Vector Space Model approach for sentiment analysis. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering* Vol. 2, Issue 8, August 2013, 1 – 8 p.
69. W.Bandara (2016). The Information Content of Pre-Open Social Media. SSRN, 1 -20p.
70. X. Zhao, J. Yang, L. Zhao, Q. Li, (2011) The impact of news on stock market: quantifying the content of internet-based financial news – *Southern University of Finance & Economics*, 1 – 8 p.
71. Y. P. Chung, Y. Sun-Joong (2020). The Variation in Variance Risk Premium and its Predictive Power: Evidence from Option Market Sentiments, *Quarterly Journal of Finance*, Vol. 10, No. 3, 1 – 46 p.
72. Z.Chen, Phillip R. Daves (2018). The January Sentiment Effect in the U.S. Stock Market, *International Review of Financial Analysis*, 1 – 39 p.
73. Z.Bodie, A.Kane, A.J.Marcus (2009) *Investments*. 8th Edition. McGrawHill/Irwin, 1 – 1062 p.
74. Z.McGurk, A.Nowak, J.C. Hall (2019). Stock Returns and Investor Sentiment: Textual Analysis and Social Media. *Economics Faculty Working Papers Series 37*. 1 – 52 p.

## Interneta resursi:

1. Aktīvu pārvaldītāju uzņēmums “ARK-invest” <https://ark-invest.com/> (skatīts 04.05.2021)
2. Atslēgas vārdu “stock market” atrodamās publikācijas “Google Scholar”: [https://scholar.google.com/scholar?start=840&q=stock+market&hl=en&as\\_sdt=0,5&as\\_ylo=2021](https://scholar.google.com/scholar?start=840&q=stock+market&hl=en&as_sdt=0,5&as_ylo=2021) (skatīts 06.04.2021)
3. Bloomberg preses relīze par Twitter ziņojumu sentimentu <https://www.bloomberg.com/company/press/trending-on-twitter-social-sentiment-analytics/#:~:text=To%20answer%20that%2C%20Bloomberg%20also,positive%20or%20negative%20social%20sentiment.&text=%E2%80%9CSentiment%20analysis%20helps%20derive%20meaning%20from%20the%20stream.%E2%80%9D> (skatīts 01.04.2021)
4. Github BeautifullSoup4 bibliotēkas saturs: <https://github.com/wention/BeautifulSoup4> (skatīts 31.03.2021)
5. GitHub vietne, sentimentr rīka kods <https://github.com/trinker/sentimentr> (skatīts 04.05.2021)
6. GitHub: <https://github.com/trinker> (skatīts 02.04.2021)
7. Interneta vietnes Stack Exchange prasības, kas norāda uz aizdomīgu interneta vietnes izmantošanas darbību <https://serverfault.com/questions/45516/recommended-logparser-queries-for-iis-monitoring> (skatīts 31.03.2021)
8. M.Patnam, P.Bhanot, P.Singh datubāze ar Twitter un Stocktwits ziņojumiem <https://github.com/goodwillyoga/E107project/tree/master/data> (skatīts 31.03.2021)
9. NRC vārdnīca <http://saifmohammad.com/WebPages/lexicons.html> (skatīts 04.05.2021)
10. Piemērs izmantojot Twitter “advanced search” meklētāju: [https://twitter.com/search?lang=en&q=AAPL%20until%3A2016-01-02%20since%3A2016-01-01&src=typed\\_query](https://twitter.com/search?lang=en&q=AAPL%20until%3A2016-01-02%20since%3A2016-01-01&src=typed_query) (skatīts 31.03.2021)
11. Pilns saraksts ar Twitter ziņojuma saturošajiem objektiem: <https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/data-dictionary/object-model/tweet> (skatīts 31.03.2021)
12. R programmēšanas valodas “sentimentr” autors T.Rinkera (Tyler Rinker) profils vietnē
13. Sociālo mediju lietotāju prognoze <https://www.statista.com/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users/> (skatīts 03.05.2021)
14. SEC preses ziņojums par tirgus manipulāciju izmantojot Twitter 2010.g. <https://www.sec.gov/litigation/litreleases/2010/lr21580.htm> (skatīts 03.05.2021).
15. SEC preses ziņojums par tirgus manipulāciju izmantojot Twitter. 2015.g. “SEC Charges: False Tweets Sent Two Stocks Reeling in Market Manipulation” <https://www.sec.gov/news/pressrelease/2015-254.html> (skatīts 01.04.2021)
16. Sentimenta analīzes pētījumu apkopojums <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/sentiment-analysis.html> (skatīts 04.05.2021)
17. Twitter apzīmējumu skaidrojumi <https://help.twitter.com/en/glossary> (skatīts 04.05.2021)
18. Tesla automašīnas var iegādāties ar Bitcoin <https://www.cnbc.com/2021/03/24/elon-musk-says-people-can-now-buy-a-tesla-with-bitcoin.html> (skatīts 07.04.2021)

19. Twitter botu pielietojumi  
<https://journals.uic.edu/ojs/index.php/fm/article/view/10633/9548> (skatīts 04.05.2021)
20. Twitter apzīmējumu skaidrojumi <https://help.twitter.com/en/glossary> (skatīts 04.05.2021)
21. Twitter ziņojumus pilns arhīvs (Search tweets full archive)  
<https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/enterprise/search-api/guides/changelog> (skatīts 31.03.2021)
22. Uzņēmuma Alpaca algoritmiskā akciju pirkšana/pārdošana  
<https://alpaca.markets/algotrading> (skatīts 02.05.2021.)
23. Uzņēmuma Social Market Analytics sentimenta novērtējuma patents  
<https://uspto.report/patent/grant/10,846,479> (skatīts 01.04.2021)
24. Uzņēmuma Tesla naudas plūsma <https://finance.yahoo.com/quote/TSLA/cash-flow/>  
(skatīts 07.04.2021)
25. Uzņēmums Tesla iegādājas Bitcoin 1.5 miljardu ASV dolāru vērtībā  
<https://www.cnbc.com/2021/02/08/tesla-buys-1point5-billion-in-bitcoin.html>  
(skatīts 07.04.2021)
26. Uzņēmuma akciju dati stundu griezumā <https://www.finam.ru/profile/akcii-usa-bats/>  
(skatīts 05.04.2021)
27. Vārdnīcas "AFINN" vārdu saraksts <http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/pubs/6010-bibtex.txt> (skatīts 04.05.2021)
28. V.Bafets pieņem Prostege Partners derības starp aktīva un pasīva investīciju stratēģiju  
<https://longbets.org/362/> (skatīts 04.05.2021)

# PIELIKUMI

## Pielikums Nr.1 –Bloomberg termināla sentimenta indikatora piemērs

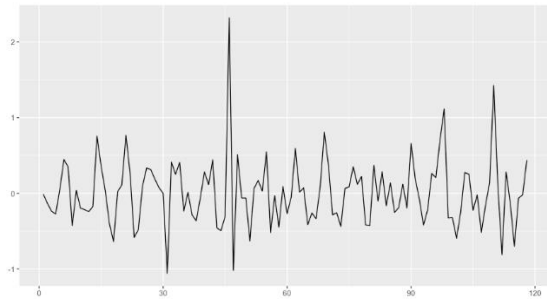


Attēla avots: Bloomberg<sup>124</sup>

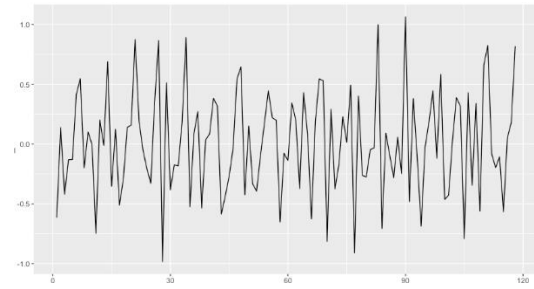
<sup>124</sup><https://www.bloomberg.com/company/press/trending-on-twitter-social-sentiment-analytics/#:~:text=To%20answer%20that%2C%20Bloomberg%20also,positive%20or%20negative%20social%20sentiment.&text=%E2%80%9CSentiment%20analysis%20helps%20derive%20meaning%20from%20the%20st%20ream.%E2%80%9D>

## Pielikums Nr.2 – Finanšu dati

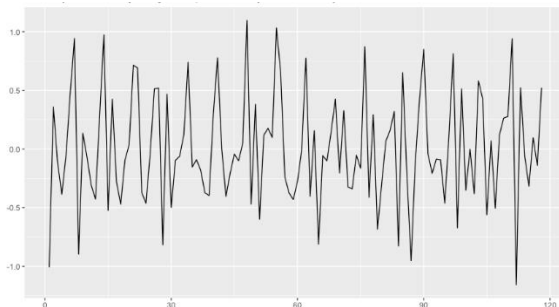
### Uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas



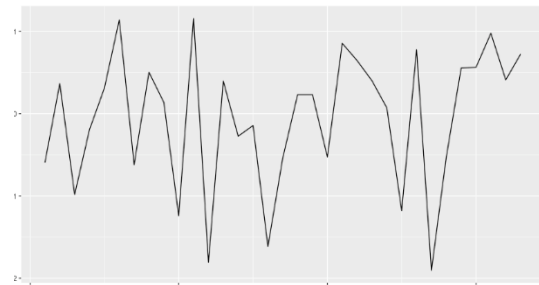
1.attēls “AAPL uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”



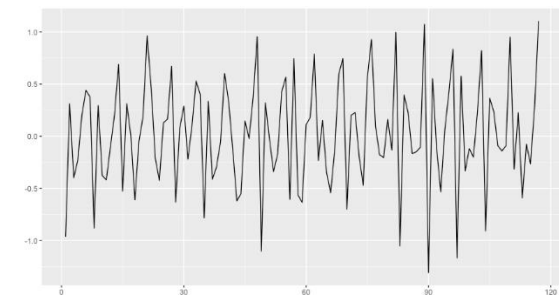
2.attēls “XOM uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”



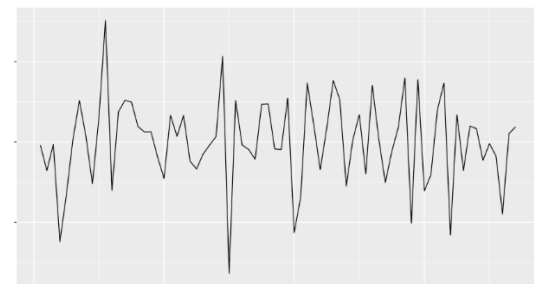
3.attēls “IBM uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”



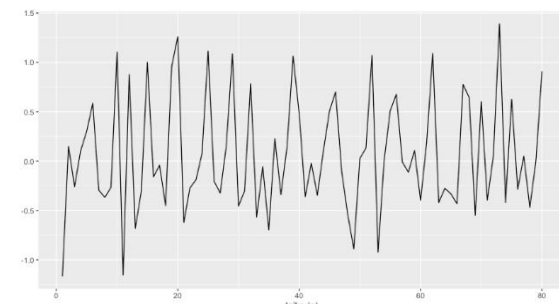
4.attēls “CINF uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”



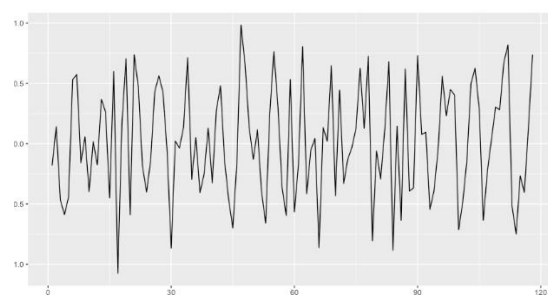
5.attēls “MRK uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”



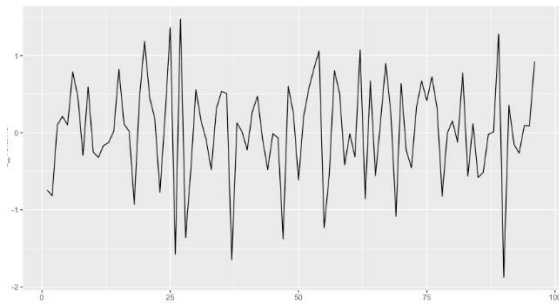
6.attēls “KHC uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”



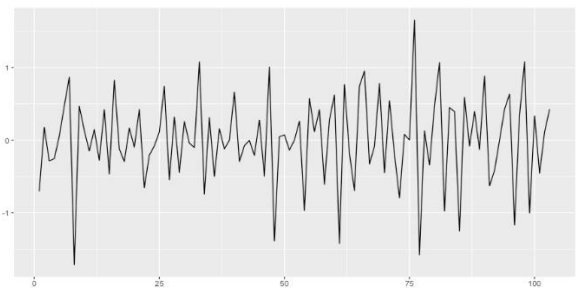
7.attēls “PSX uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”



8.attēls “AMZN uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”

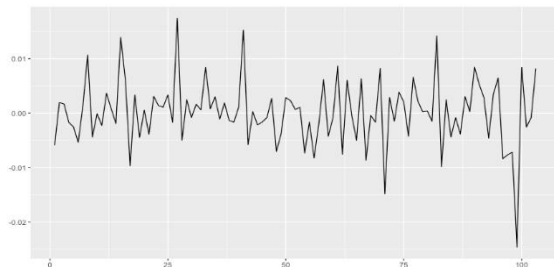


9.attēls “BSX uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”

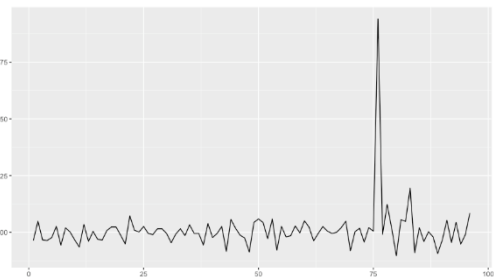


10.attēls “NVDA uzņēmuma akcijas tirdzniecības apjoma izmaiņas”

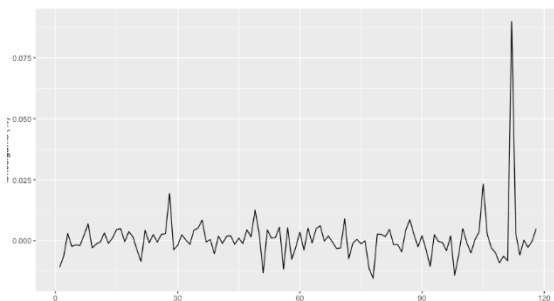
### Uzņēmuma akcijas ienesīgumi



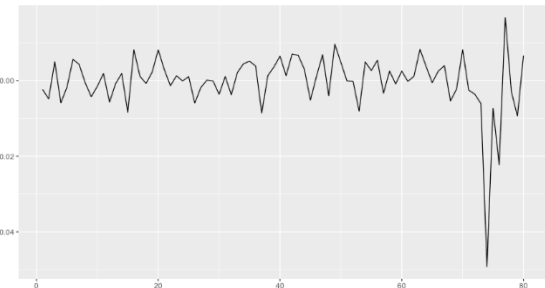
11.attēls “NVDA ienesīgums”



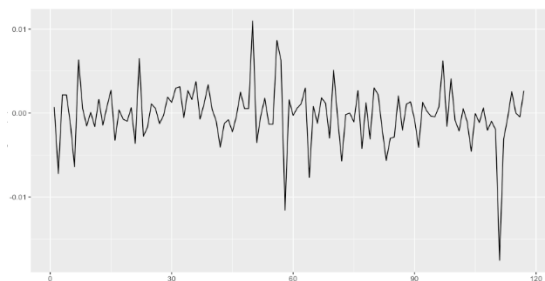
12.attēls “BSX ienesīgums”



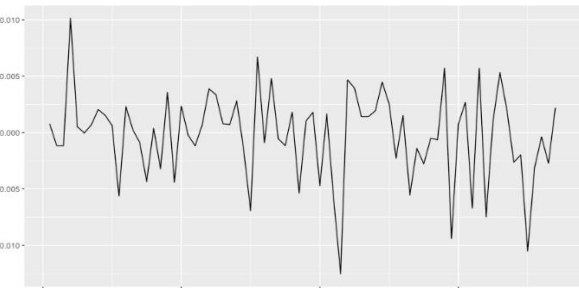
13.attēls “AMZN ienesīgums”



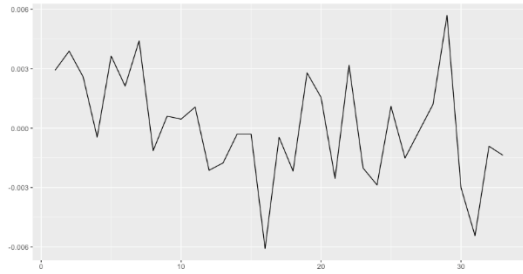
14.attēls “PSX ienesīgums”



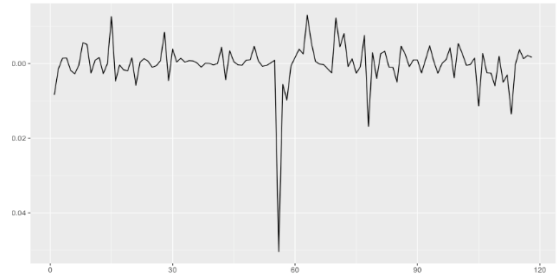
15.attēls “MRK ienesīgums”



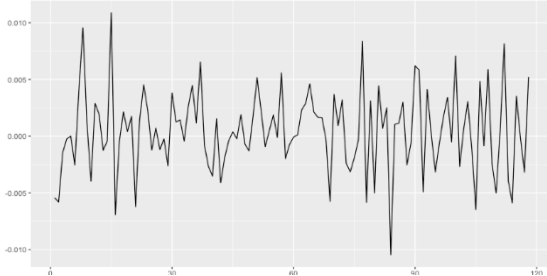
16.attēls “KHC ienesīgums”



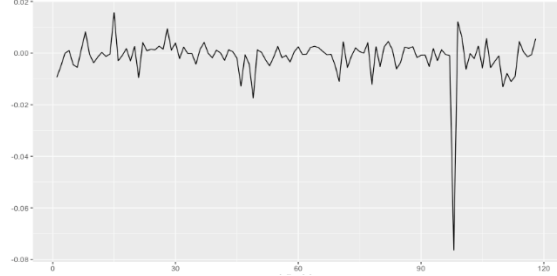
17.attēls "CINF ienesīgums"



18.attēls "IBM ienesīgums"



19.attēls "XOM ienesīgums"



20.attēls "AAPL ienesīgums"

Pielikums Nr.3 – VAR modeļu rezultāti

1.tabula

XOM VAR(6) modeļa p-vērtības

|                              | Ienesīgums | Sentiments | Ziņojumu skaits | Tirdzniecības apjoms |
|------------------------------|------------|------------|-----------------|----------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | 0.065      | n/s        | n/s             | 0.000                |
| Ienesīgums (Lag-2)           | 0.089      | n/s        | n/s             | n/s                  |
| Sentiments (Lag-6)           | 0.016      | n/s        | n/s             | n/s                  |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s        | 0.000      | n/s             | n/s                  |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s        | 0.000      | n/s             | n/s                  |
| Sentiments (Lag-3)           | n/s        | 0.010      | n/s             | n/s                  |
| Ienesīgums (Lag-4)           | n/s        | 0.048      | n/s             | n/s                  |
| Ienesīgums (Lag-5)           | n/s        | 0.032      | n/s             | n/s                  |
| Ienesīgums (Lag-6)           | n/s        | 0.063      | n/s             | n/s                  |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s        | n/s        | n/s             | 0.000                |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-3) | n/s        | n/s        | n/s             | 0.000                |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-4) | n/s        | n/s        | n/s             | 0.000                |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-5) | n/s        | n/s        | n/s             | 0.000                |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-6) | n/s        | n/s        | n/s             | 0.000                |
| Ienesīgums (Lag-2)           | n/s        | n/s        | n/s             | 0.051                |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s        | n/s        | 0.000           | n/s                  |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s        | n/s        | 0.000           | n/s                  |
| Ienesīgums (Lag-3)           | n/s        | n/s        | 0.083           | n/s                  |
| Ziņojumu skaits (Lag-3)      | n/s        | n/s        | 0.006           | n/s                  |
| Ziņojumu skaits (Lag-4)      | n/s        | n/s        | 0.003           | n/s                  |
| Ienesīgums (Lag-5)           | n/s        | n/s        | 0.040           | n/s                  |
| Ziņojumu skaits (Lag-5)      | n/s        | n/s        | 0.056           | n/s                  |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

2.tabula

NVDA VAR(2) modeļa p-vērtības

|                              | Ienesīgums | Sentiments | Ziņojumu skaits | Tirdzniecības apjoms |
|------------------------------|------------|------------|-----------------|----------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | 0.068      | 0.002      | n/s             | 0.000                |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s        | 0.000      | n/s             | n/s                  |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s        | 0.000      | 0.008           | 0.003                |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s        | 0.030      | 0.008           | 0.000                |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s        | 0.060      | 0.000           | n/s                  |
| Ienesīgums (Lag-1)           | 0.087      | n/s        | n/s             | n/s                  |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

3.tabula

## CINF VAR(4) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s               | 0.008             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-3)           | 0.093             | 0.005             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-4)           |                   | 0.032             | n/s                    | n/s                         |
| Ienesīgums (Lag-4)           | 0.083             | n/s               | n/s                    | n/s                         |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | n/s               | 0.008                  | 0.017                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-3) | n/s               | n/s               | 0.002                  | 0.012                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-4) | 0.012             | n/s               | n/s                    | 0.067                       |
| Ienesīgums (Lag-2)           | 0.004             | n/s               | n/s                    | 0.039                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | 0.082             | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-3)      | n/s               | n/s               | 0.030                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-4)      | n/s               | n/s               | 0.032                  | 0.022                       |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

4.tabula

## AAPL VAR(5) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | n/s               | n/s               | 0.005                  | 0.000                       |
| Sentiments (Lag-1)           | 0.021             | 0.000             | n/s                    | 0.066                       |
| Sentiments (Lag-2)           | 0.096             | 0.001             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-3)           | 0.058             | 0.007             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-4)           | n/s               | 0.011             | n/s                    | n/s                         |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | n/s               | 0.098                  | 0.001                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-3) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-4) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.056                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-5) | 0.031             | n/s               | 0.054                  | 0.002                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s               | n/s               | 0.001                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-3)      | n/s               | n/s               | 0.033                  | 0.009                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-4)      | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.069                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-5)      | n/s               | n/s               | 0.026                  | 0.031                       |
| Sentiments (Lag-5)           | n/s               | 0.075             | n/s                    | n/s                         |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

5.tabula

## VLO VAR(3) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.028                       |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s               | 0.000             | 0.051                  | n/s                         |
| Sentiments (Lag-3)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | n/s                         |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | 0.005             | n/s                    | 0.003                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-3) | n/s               | n/s               | 0.008                  | 0.001                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-3)      | n/s               | n/s               | 0.024                  | n/s                         |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

6.tabula

## IBM VAR(3) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.028                       |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s               | 0.000             | 0.051                  | n/s                         |
| Sentiments (Lag-3)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | n/s                         |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | 0.005             | n/s                    | 0.003                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-3) | n/s               | n/s               | 0.008                  | 0.001                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-3)      | n/s               | n/s               | 0.024                  | n/s                         |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

7.tabula

## AMZN VAR(2) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | 0.052             | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.010                       |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | n/s                         |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | n/s               | 0.087                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s               | 0.014             | 0.000                  | 0.003                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | n/s               | 0.015                  | n/s                         |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

8.tabula

## WBA VAR(6) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-3)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.070                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.002                       |
| Ienesīgums (Lag-2)           | n/s               | 0.006             | n/s                    | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | 0.024             | 0.005                  | n/s                         |
| Ienesīgums (Lag-1)           | n/s               | 0.057             | n/s                    | n/s                         |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

9.tabula

## BSX VAR(2) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.001                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | 0.073             | n/s               | n/s                    | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s               | n/s               | 0.000                  |                             |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | 0.009                       |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

10.tabula

## PSX VAR(6) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | 0.085             | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Ienesīgums (Lag-1)           | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.006                       |
| Sentiments (Lag-6)           | n/s               | n/s               | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.005                       |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s               | 0.008             | 0.037                  | 0.014                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | 0.021                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | n/s               | 0.046             | 0.001                  | n/s                         |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

MRK VAR(7) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | 0.041             | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Ienesīgums (Lag-2)           | n/s               | 0.031             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.033615                    |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-3)           | n/s               | 0.005             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-4)           | n/s               | 0.029             | n/s                    | n/s                         |
| Ienesīgums (Lag-5)           | n/s               | 0.073             | n/s                    | n/s                         |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | 0.045             | n/s                    | 0.000                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-3) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.016                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-4) | 0.078             | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-5) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-6) | n/s               | 0.062             | n/s                    | 0.012                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-7) | 0.027             | n/s               | n/s                    | 0.002                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      |                   | n/s               | 0.000                  | 0.011                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | 0.051             | n/s               | 0.053                  | 0.008                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-3)      | 0.025             | 0.005             | 0.095                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-4)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |
| Ziņojumu skaits (Lag-6)      | n/s               | 0.093             | n/s                    | 0.078                       |
| Ziņojumu skaits (Lag-5)      | n/s               | n/s               | 0.000                  | n/s                         |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība

KHC VAR(7) modeļa p-vērtības

|                              | <b>Ienesīgums</b> | <b>Sentiments</b> | <b>Ziņojumu skaits</b> | <b>Tirdzniecības apjoms</b> |
|------------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-----------------------------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-1) | 0.041             | n/s               | n/s                    | 0.000                       |
| Ienesīgums (Lag-2)           | n/s               | 0.031             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-1)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | 0.033                       |
| Sentiments (Lag-2)           | n/s               | 0.000             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-3)           | n/s               | 0.005             | n/s                    | n/s                         |
| Sentiments (Lag-4)           | n/s               | 0.029             | n/s                    | n/s                         |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-2) | n/s               | 0.045             | n/s                    | 0.000                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-3) | n/s               | n/s               | n/s                    | 0.016                       |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-4) | 0.078             | n/s               | n/s                    | 0.000                       |

|                              |       |       |       |       |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| Tirdzniecības apjoms (Lag-5) | n/s   | 0.073 | n/s   | 0.000 |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-6) | n/s   | 0.093 | n/s   | 0.012 |
| Ziņojumu skaits (Lag-1)      | n/s   | n/s   | 0.000 | 0.011 |
| Ziņojumu skaits (Lag-2)      | 0.051 | n/s   | 0.053 | 0.008 |
| Ziņojumu skaits (Lag-3)      | 0.025 | 0.005 | 0.095 | n/s   |
| Ziņojumu skaits (Lag-4)      | n/s   | n/s   | 0.000 | n/s   |
| Ziņojumu skaits (Lag-5)      | n/s   | n/s   | 0.000 | n/s   |
| Ziņojumu skaits (Lag-6)      | n/s   | 0.093 | n/s   | 0.078 |
| Tirdzniecības apjoms (Lag-7) | 0.027 | n/s   | n/s   | 0.002 |

n/s – netika novērota statistiskā nozīmība