



Kauno technologijos universitetas

Ekonomikos ir verslo fakultetas

**Socialinės medijos poveikis akcijų rinkoms prieš ir COVID-19
pandemijos laikotarpiu**

Baigiamasis magistro projektas

Vismantas Žukas

Projekto autorius

doc. dr. Rasa Norvaišienė

Vadovė

Kaunas, 2023



Kauno technologijos universitetas

Ekonomikos ir verslo fakultetas

Socialinės medijos poveikis akcijų rinkoms prieš ir COVID-19 pandemijos laikotarpiu

Baigiamasis magistro projektas

Finansai (6211LX036)

Vismantas Žukas

Projekto autorius

doc. dr.

Rasa Norvaišienė

Vadovė

prof.

Rytis Krušinskas

Recenzentas

Kaunas, 2023



Kauno technologijos universitetas

Ekonomikos ir verslo fakultetas

Vismantas Žukas

Socialinės medijos poveikis akcijų rinkoms prieš ir COVID-19 pandemijos laikotarpiu

Akademinio sąžiningumo deklaracija

Patvirtinu, kad:

1. baigiamąjį projektą parengiau savarankiškai ir sąžiningai, nepažeisdama(s) kitų asmenų autoriaus ar kitų teisių, laikydamasi(s) Lietuvos Respublikos autorių teisių ir gretutinių teisių įstatymo nuostatų, Kauno technologijos universiteto (toliau – Universitetas) intelektinės nuosavybės valdymo ir perdavimo nuostatų bei Universiteto akademinės etikos kodekse nustatytų etikos reikalavimų;
2. baigiamajame projekte visi pateikti duomenys ir tyrimų rezultatai yra teisingi ir gauti teisėtai, nei viena šio projekto dalis nėra plagijuota nuo jokių spausdintinių ar elektroninių šaltinių, visos baigiamojo projekto tekste pateiktos citatos ir nuorodos yra nurodytos literatūros sąrašė;
3. įstatymų nenumatytų piniginių sumų už baigiamąjį projektą ar jo dalis niekam nesu mokėjęs (-usi);
4. suprantu, kad išaiškėjus nesąžiningumo ar kitų asmenų teisių pažeidimo faktui, man bus taikomos akademinės nuobaudos pagal Universitete galiojančią tvarką ir būsiu pašalinta(s) iš Universiteto, o baigiamasis projektas gali būti pateiktas Akademinės etikos ir procedūrų kontrolieriaus tarnybai nagrinėjant galimą akademinės etikos pažeidimą.

Vismantas Žukas

Patvirtinta elektroniniu būdu

Žukas, Vismantas. Socialinės medijos poveikis akcijų rinkoms prieš ir COVID-19 pandemijos laikotarpiu. Magistro baigiamasis projektas / vadovė doc. dr. Rasa Norvaišienė; Kauno technologijos universitetas, Ekonomikos ir verslo fakultetas.

Studijų kryptis ir sritis (studijų krypčių grupė): Finansai, Verslas ir viešoji vadyba.

Reikšminiai žodžiai: socialinės medijos poveikis, sentimentų analizė, akcijų grąžos prognozė, covid-19 poveikis, Twitter sentimentas, Google Trends analizė, fundamentali analizė, akcijų kainos dinamika.

Kaunas, 2023. 68 p.

Santrauka

Pokyčiai akcijų rinkoje gali kilti dėl skirtingų priežasčių: makroekonominių scenarijų, naujų įmonės finansinių rezultatų, žiniasklaidoje pateikiamos informacijos. Pagrindinis šaltinis iš kurio investuotojai šiuo metu gauna informaciją – socialinė medija. Taigi pokyčiai socialinėje medijoje gali pakreipti ir akcijų rinkos tendencijas. Geresnis socialinės medijos įtakos suvokimas gali padėti geriau suvokti kokia kryptimi juda rinka, taip pat jos palyginimas su kitais informacijos šaltiniais duos papildomai žinių apie tai, į ką investuotojai turėtų labiau kreipti dėmesį priimant investavimo sprendimus.

Tyrimo objektas. Socialinės medijos įtaka akcijų grąžai ir prekybos apimtims.

Magistro baigiamojo projekto tikslas: Ištirti socialinės medijos įtaką JAV akcijų rinkos pokyčiams prieš COVID-19 bei pandemijos laikotarpiu.

Visų pirma projekte aptariama kaip pasikeitė ir ar pasikeitė JAV akcijų rinkos dinamika prasidėjus pandemijai. Aptiriamos skirtingos pozicijos apie tai, kokios buvo esminės pokyčių akcijų rinkoje priežastys, išanalizuojama kodėl šie pokyčiai yra aktualūs ir kokia yra mokslinė problema. Atlikus analizę aptariami egzistuojantys teoriniai sprendimai, kurie apibrėžia akcijų rinkos sąryšius su socialine medija bei finansiniais rodikliais. Nagrinėjamuose teoriniuose sprendimuose socialinės medijos poveikis išskaidomas į skirtingas kategorijas: internetinių paieškų poveikis, socialinių tinklų sentimentas, COVID-19 oficiali statistika. Taip pat papildomai apžvelgiami modeliai kurie pokyčiams akcijų rinkoje naudoja senesnes žiniasklaidos priemones: televiziją, laikraščius. Bendrai tyrime daugiausiai dėmesio skiriama *Google Trends* ir *Twitter* sentimentams. Išnagrinėjus modelius atliekamas tyrimas apie ilgalaikius ir trumpalaikius socialinės medijos bei finansinių rodiklių sąryšius su akcijų rinka individualių akcijų, skirtingų pramonės sektorių bei visos rinkos lygmeniu. Tyrime pastebėta, jog ryšys tarp socialinės medijos sentimentų ir akcijų rinkos grąžos yra labai nestabilus ir priklauso nuo laikotarpio, be to, sentimentai pasižymi didesniu kintamumu nei akcijų grąžos. Radus reikšmingus socialinės medijos sentimentų sąryšius su akcijų rinka sudaromas regresinis modelis ir palyginamas akcijų rinkos pokyčių prognozuojamumas remiantis socialinės medijos duomenimis ir tik įmonių finansiniais rezultatais. Regresinė analizė atliekama su duomenimis prieš COVID-19, pandemijos pradžioje ir pandemijai stabilizavus. Rezultatai indikuoja, jog visais laikotarpiais socialinės medijos sentimentas padeda geriau apibūdinti akcijų rinkos pokyčius, tačiau labiau yra tinkamas ne akcijų grąžų, o prekybos apimčių ir kintamumo prognozei.

Žukas, Vismantas. The Impact of Social Media on Stock Markets Before and During the COVID-19 Pandemic. Master's Final Degree Project / supervisor Assoc.Prof. dr. Rasa Norvaišienė; School of Economics and Business, Kaunas University of Technology.

Study field and area (study field group): Finance, Business and Public Management,

Keywords: social media impact, sentimental analysis, stock price forecast, covid-19 impact, Twitter sentiment, Google Trends analysis, fundamental analysis, stock price dynamics.

Kaunas, 2023. 68 p.

Summary

Changes in stock markets can be caused by different factors: updated macroeconomic scenarios, financial results of companies, information provided by media. The main source where nowadays investors can receive information is social media. Hence, changes in social media can also affect changes in stock market. Better understanding of social media impact could help to better conceive the stock market moving direction. Also, social media comparison with other information sources gives additional knowledge about the main factors which causes market movements and what should be main focus for investors.

The object of research. The impact of social media for stock market returns and trading volumes.

The aim of master's thesis. Investigate social media impact on US stock market changes before and during COVID-19 pandemic.

First of all, we discuss how and if US stock market dynamics has changed since the start of pandemic. We discuss different existing positions about what was the main reasons which caused the movements in stock market, why those changes are relevant and what is scientific problem behind it. After analysis we take a look at already existing theoretical solutions by other authors and investigate how they define relationship between stock market, social media and financial ratios. In this research the impact of social media is divided in few different categories: the impact of internet seaches, the impact of social networks and COVID-19 official statistics. In addition we take a look to models which uses more classical and older media sources like television and newspapers. Overall, the main focus in this research goes to application of *Google Trends* and *Twitter* sentiments. Afterwards long-term and short-term relationship analysis is implemented between stock market parameters and mentioned variables. Analysis investigate relationships on individual stock, industry sector and whole market level. The findings in analysis shows that relationship between social media sentiments and stock market returns are very unstable and varies depending on time. Also, sentiments show bigger volatility than stock returns. Based on findings multivariate regression analysis is implemented so we could compare differences of predictability with social media sentiment and with financial ratios only. Regression analysis implemented on three different periods: before COVID-19, in the beginning of of pandemic and when pandemic situation is stabilized. Results indicate that social media sentiment could help to better describe changes in stock market, however model itself is more appropriate for forecasting changes in volumes and volatility, but not in stock market returns.

Turinys

Lentelių sąrašas	6
Paveikslų sąrašas	7
Įvadas.....	8
1. Akcijų rinkos pokyčių problematika	9
1.1. COVID-19 pandemijos poveikis akcijų rinkų pokyčiams.....	9
1.2. Individualių investuotojų įsitraukimo poveikis akcijų rinkų pokyčiams	12
2. Žinių ir socialinės medijos įtakos akcijų rinkai teoriniai aspektai	16
2.1. Žinių poveikis akcijų rinkai.....	16
2.2. Skirtingų žinių šaltinių įtaka akcijų kainoms	18
2.2.1. Socialinės medijos įtaka akcijų kainoms	18
2.2.2. „Twitter“ paieškos panaudojimas akcijų kainų prognozei	22
2.2.3. „Google“ paieškos panaudojimas akcijų kainų prognozei	23
2.2.4. Makroekonominių žinių įtaka akcijų kainoms	24
2.2.5. Politinių ir verslo žinių įtaka akcijų kainoms	26
2.2.6. Televizijoje transliuojamų žinių įtaka akcijų kainoms.....	27
2.2.7. Įmonių vadovybės pateikiamų žinių įtaka akcijų kainai	28
2.2.8. COVID-19 žinių įtaka pokyčiams akcijų rinkoje	30
2.3. Finansinių rezultatų įtaka akcijų kainoms	33
2.4. Emocijų įtaka investavimo sprendimams	37
3. Socialinės medijos įtakos JAV akcijų rinkai empirinio tyrimo metodologija	39
4. Socialinės medijos įtakos JAV akcijų rinkai empirinis tyrimas	43
4.1. Socialinės medijos įtakos tyrimas rinkos lygmeniu	43
4.1.1. Socialinės medijos ir akcijų rinkos ilgalaikis sąryšis	43
4.1.2. Socialinės medijos sentimentų ir akcijų rinkos pokyčių koreliacinė analizė	46
4.1.3. Socialinės medijos sentimentų ir akcijų gražos koreliacinė analizė sektoriaus lygmeniu	48
4.2. Socialinės medijos įtakos akcijų gražai tyrimas individualių akcijų lygmeniu.....	50
4.2.1. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražos ilgalaikis sąryšis	50
4.2.2. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražos koreliacinė analizė.....	51
4.2.3. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražos regresinė analizė	51
Išvados	62
Literatūros sąrašas	64
Informacijos šaltinių sąrašas	69
Priedai.....	70

Lentelių sąrašas

1 lentelė. „Robinhood“ naudotojų pokytis	13
2 lentelė. COVID-19 žiniasklaidos rodikliai.....	31
3 lentelė. Dažniausiai naudojami finansiniai rodikliai.....	36
4 lentelė. Tyrime naudojami rodikliai	41
5 lentelė. Rinkos parametrų kointegracija su sentimentais	45
6 lentelė. Atrinktos akcijos tyrimui.....	50
7 Lentelė. Kintamieji akcijų gražos prognozėms.....	52

Paveikslų sąrašas

1 pav. Didžiųjų akcijų rinkų indeksų nepastovumas pandemijos laikotarpiu	9
2 pav. VIX indekso pokytis kriziniu laikotarpiu	11
3 pav. Individualių investuotojų dalis JAV rinkoje (<i>Bloomberg intelligence, 2021 m.</i>).....	13
4 pav. Žiniasklaidos įtaka akcijų kainai (Hao et. al, 2021)	16
5 pav. Akcijos kainos formavimasis.....	33
6 pav. Investuotojų emocijų poveikis akcijų rinkoms	38
7 pav. Akcijų rinkos ir medijos sentimentų sąryšis	43
8 pav. Rinkos indekso parametrų ir <i>Google</i> sentimentų sąryšis.....	44
9 pav. Rinkos indekso parametrų ir <i>Twitter</i> sentimentų sąryšis.....	45
10 pav. Rinkos indekso gražos ir skirtingų sentimentų slenkanti koreliacija.....	46
11 pav. Rinkos prekybos apimčių ir skirtingų sentimentų slenkanti koreliacija.....	47
12 pav. Akcijų rinkos parametrų ir COVID-19 sentimentų slenkanti koreliacija.....	47
13 pav. Skirtingų COVID-19 sentimentų sąryšis	48
14 pav. Sentimentų histogramos prieš pandemiją	53
15 pav. Skirtingų sentimentų koreliacija prieš pandemiją.....	54
16 pav. Modelių tikslumo palyginimas prieš pandemiją.....	55
17 pav. Sentimentų histogramos pandemijos pradžioje	56
18 pav. Skirtingų sentimentų koreliacija pandemijos pradžioje.....	57
19 pav. Modelių tikslumo palyginimas pandemijos pradžioje	58
20 pav. Sentimentų histogramos atslūgus pandemijai.....	59
21 pav. Skirtingų sentimentų koreliacija atslūgus pandemijai	60
22 pav. Modelių tikslumo palyginimas atslūgus pandemijai	61

Įvadas

Temos aktualumas. Akcijų rinka yra viena iš esminių finansų rinkų, pagal kurios būklę galima vertinti ir bendrą regiono ekonominę būseną. Pokyčiai akcijų rinkoje gali turėti įtakos pokyčiams privačiam ir viešajam sektoriui, todėl kad suvokti galimas pasekmes svarbu yra suvokti iš ko tie pokyčiai kyla ir kokios yra pagrindinės to priežastys.

Prasidėjus COVID-19 pandemijai ir įvedus daugybę apribojimų gyvenimas iš esmės persikėlė į internetinę erdvę. Realius susitikimus keitė virtualūs, didžioji dauguma visuomenę pasiekiančios informacijos taip pat ateidavo iš interneto, bendravimas ir minčių dalinimasis socialiniuose tinkluose savo pagrindiniu socializavimosi būdu. Socialinė medija kaip visuma įgijo neregėtą įtaką formuoti visuomenės nuomonę ir elgseną, taigi išskyla klausimas, kiek reikšminga socialinės medijos įtaka gali būti akcijų rinkoms. Šio klausimo aktualumą ypač padidina visuomenėje jaučiamas susidomėjimas investicijomis bei kartais optimistiniai norai greit ir lengvai susigeneruoti papildomai pajamų kol tenka sėdėti namuose ir ypač jeigu norisi prasmingai išleisti valstybių teikiamas išmokas prasidėjus pandemijai.

Akcijų rinkos pokyčiai gali būti nulemti skirtingų faktorių: makroekonominių rodiklių, įmonių finansinių rezultatų, žiniasklaidos šaltinių taip pat yra įvairių (televizija, laikraščiai, radijas, socialinė medija). Jeigu socialinė medija turi realų poveikį judėjimams akcijų rinkoje, vadinasi pagal joje skleidžiamą informaciją turėtų būti galima numatyti būsimas rinkos tendencijas. Egzistuojant šiam sąryšiui tampa aktualu išsiaiškinti, kiek socialinė medija gali (ir ar apskritai gali) būti reikšminga pokyčiams akcijų rinkoje palyginus su kitais informacijos šaltiniais, kurie jau ilgą laiką naudojami investuotojų. Visi šie kylantys klausimai yra paskata atlikti mokslinį tyrimą.

Mokslinė problema. Kokia yra socialinės medijos įtaka akcijų rinkoms ir kaip ji pakito prasidėjus COVID-19 pandemijai?

Tyrimo objektas. Socialinės medijos įtaka akcijų gražai ir prekybos apimtims.

Magistro baigiamojo projekto tikslas: Ištirti socialinės medijos įtaką JAV akcijų rinkos pokyčiams prieš COVID-19 bei pandemijos laikotarpį.

Uždaviniai:

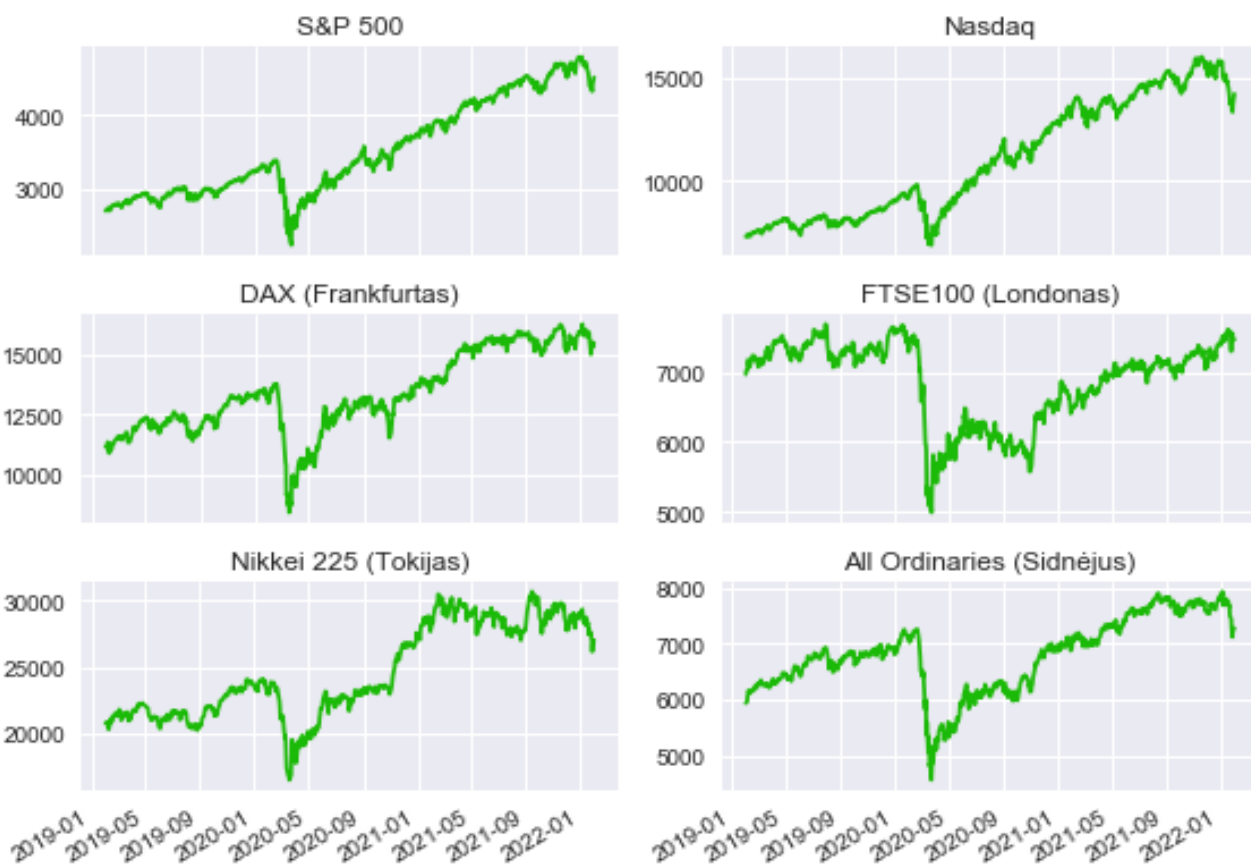
1. išanalizuoti JAV akcijų rinkos dinamiką lemiančių faktorių pokyčius, jų aktualumą ir problematiką;
2. išnagrinėti egzistuojančius teorinius sprendimus, apibrėžiančius akcijų rinkos pokyčių sąryšius su informacija iš skirtingų šaltinių, o ypač su socialine medija;
3. parengti socialinės medijos įtakos akcijų rinkai vertinimo metodologiją;
4. ištirti ilgalaikius bei trumpalaikius akcijų rinkos pokyčių bei individualių akcijų gražos sąryšius su socialinėje medijoje pateikiama informacija;
5. naudojant socialinės medijos sentimentą ir įmonių finansinius rezultatus sudaryti teorinį modelį apibūdinantį akcijų gražos dinamiką bei įvertinti modelio tikslumą prieš ir COVID-19 pandemijos laikotarpį;
6. pagal gautus rezultatus pateikti rekomendacijas individualiems investuotojams.

1. Akcijų rinkos pokyčių problematika

1.1. COVID-19 pandemijos poveikis akcijų rinkų pokyčiams

„Finansų krizė“, „Panikos išsipardavimas“ (angl. *panic selling*), „Didžiausi praradimai“ – tai tik dalis antraščių apibūdinančių situaciją finansų rinkose 2020 m. kovą. Prasidėjus COVID-19 pandemijai rinkų indeksai krito didžiuliais tempais: *Nasdaq* – 30%, *DAX* – 50%. Šie rinkų indeksai yra naudojami kaip vieni svarbesnių komponentų prognozuojant būsimas ekonomines tendencijas.

Koks buvo COVID-19 poveikis akcijų rinkoms vieną iš atsakymų pateikė Caporale et al. (2022), kurie analizavo poveikį akcijų rinkų grąžoms ir jų kintamumui G20 valstybėse. Tyrime rasta, jog akcijų rinkos didžiausiose (G7) valstybėse yra labiau paveiktos ne pačios pandemijos, o įvestų apribojimų šalyje, kai kitose valstybėse neigiamas poveikis kyla iš abiejų faktorių. Laikotarpiu, kai pandemijos sąlygos buvo itin sudėtingos, rinkų grąžos mažesnėse valstybėse buvo krintančios, o didžiosiose pastebėtas išaugęs kainų kintamumas (angl. *volatility*). Ištirta, jog tiek fiskalinės tiek monetarinės politikos atsakas pandemijai gali turėti ir teigiamą ir neigiamą poveikį tiek akcijų, tiek bendrai finansų rinkai. Stipriosiose valstybėse privalomi uždarymai, komercinės veiklos pristabdymai ir pan. yra reikšmingesni nei tai, kiek žmonių serga pandemija. Taip pat Caporale et al. (2022) pažymi, jog akcijų rinkų kintamumui efektas buvo didesnis nei jų grąžoms, o to priežastis yra ta, jog per pandemiją akcijų rinkos vėl pradėjo atsigauti ir po staigaus kainų kritimų sekė spartus kilimas, o kintamumas nuo to tik išaugo. Tai ypač atsispindi pagrindiniuose JAV akcijų rinkos indeksuose *S&P 500* ir *Nasdaq* (žr. 1 pav.): jų vertės atsistatė pastebimai greičiau nei kituose regionuose esančių didžiųjų akcijų rinkų indeksų ir per mažiau nei pusę metų pasiekė savo visų laikų aukštumas.



1 pav. Didžiųjų akcijų rinkų indeksų nepastovumas pandemijos laikotarpiu

Fernandez-Perez (2021) atlikti tyrimai rodo, jog pandemija ir su ja susijusios žinios turėjo didžiulį poveikį pasaulinei akcijų rinkai visose pasaulio valstybėse, tačiau, kaip ir Caporale (2022) atveju, pastebima, jog tokia rinkos reakcija nebuvo tolygi per visą pasaulį ir stipriai varijavo per skirtingas šalis. Tam įtakos turėjo ir skirtingi ateities lūkesčiai ir investuotojų sentimentas. Pavyzdžiui, Ashraf (2020) teigia, jog šalyse, kuriose vyrauja didesnis politinis ir ekonominis neužtikrintumas, gyventojai labiau linkę ištraukti į paniką ir išsipardavinėti, tam kad apsisaugoti nuo nežinomybės ir išvengtų didelių finansinių nuostolių, o valstybėse, kur vyrauja didesnis užtikrintumas valdžia ir visa finansinė aplinka investuotojai pasižymi didesne rizikos tolerancija net ir kriziniais laikotarpiais.

A. Nepp'as (2022) taip pat teigia, jog COVID-19 poveikis finansų rinkoms buvo dvejopas: tiesioginis ir netiesioginis. Netiesioginiu poveikiu laikome tą, kuris yra dirbtinai sukeltas socialinės medijos. Pagal Nepp'ą (2022) esminis skirtumas tarp šių dvejų skirtingų poveikių yra jų laikotarpis: netiesioginis poveikis buvo reikšmingesnis iki pandemijai pasiekus reikšmingą tašką ir jai pradėjus plisti po visas šalis, o tiesioginė įtaka tapo svaresnė jau prasidėjus realiems apribojimams ir politinių veiksmų prieš pandemiją įgyvendinimui.

Taigi, per pandemiją prie rinkų šoko daug prisidėjo ne vien faktas, kad pradėjo plisti virusas, bet ir žmonių prieiga prie interneto, socialinės medijos. Medija turi begalinį potencialą formuoti mūsų pasaulėžiūrą ir elgseną. Žmonės, jų ekonominiai, finansiniai sprendimai yra paveikiami tiek racionalių tiek emocinių motyvų, o medija, žinios ypač stipriai gali prisidėti iš emocinės pusės. Baimė, susirūpinimas prieš artėjantį pavojų gali kardinaliai pakeisti žmonių elgseną iš racionalios į iracionalią, vedamą emocijų (Nepp et al., 2022).

Vienas iš prieš tai buvusių pavyzdžių, kokį didžiulį poveikį, atradus naują virusą, gali turėti masinė medija – prieš dešimtmetį buvęs Ebolos virusas. JAV žiniasklaidoje informacija apie virusą sklido mėnesį iki tol kol buvo patvirtintas pirmasis atvejis, tad žmonių panika buvo visiškai viršijanti realios grėsmės potencialą (Towers, et al., 2015). Analogiška situacija, nors ir su daug didesne grėsme matoma ir COVID-19 atveju: masinė paranoja ir susirūpinimas prasidėjo dar iki pandemija išplito ir palietė visas gyvenimo sritis.

Finansų rinkos yra veikiamos išorinių veiksnių, tokių kaip natūralios katastrofos ir aplinkos vystymasis (Caporale et al., 2019). Rinkos reagavo ne vien į dabartinę pandemiją, bet ir į prieš tai nemažai atgarsio ir susirūpinimo sulaukusius SŪRS (angl. SARS) ir Ebolos virusus. Chen et al. (2009) parodė, jog prieš tai pasaulyje nemažai dėmesio sulaukęs SŪRS turėjo neigiamą įtaką turizmo, didmeninės bei mažmeninės prekybos sektoriui, tačiau biotechnologijų sektoriui įtaka buvo teigiama, kas rodo, jog esant pandemijai galima atitinkamai susidėlioti savo investavimo strategiją ir perkalibruoti portfelį.

Ichev ir Marinc (2018) parodė, jog pavyzdžiui Ebolos virusas daugiausiai paveikė akcijų rinkas arčiau viruso epicentro ir akcijas, susilaukiančias daugiau žiniasklaidos dėmesio. COVID-19 pandemija tuo tarpu sukėlė beprecedentę globalinę krizę: neužtikrintumo dėl ateities lygis buvo didžiulis, paklausa ir pasiūla patyrė didžiulius šokus, kurie nesiimant atitinkamų politinių veiksnių gali virsti į ilgą recesiją. Krizė grėsė išplisti ir į bankų ir į finansų sektorių, kuris dėl didelių svertų jau ir taip buvo pakankamai pažeidžiamas. Taigi, valstybės ėmėsi papildomų priemonių taikytinų finansų institucijoms, kurios teikia paskolas, garantijas, kad būtų išvengta bankrotų.

Kad COVID-19 labiau buvo reikšminga ne akcijų kainoms, o kintamumui, patvirtino ir Baker et al. (2020) atliktas tyrimas. Pažymėta, jog 2020 kovą prasidėjus pandemijai VIX indeksas (Chicago

Borad Options Exchange's Volatility Index) ,kuris atspindi JAV akcijų rinkos nepastovumą, pakilo į nebūdingas aukštumas ir neužtikrintumas buvo netgi didesnis nei per 2007-ųjų Didžiąją recesiją (žr. 2 pav.).



2 pav. VIX indekso pokytis kriziniu laikotarpiu

Cox et al. (2020) teigia, jog šie JAV rinkos svyravimai daugiausia yra veikiami besikeičiančio požiūrio į riziką arba investuotojų sentimento nesusijusio su fundamentaliais ekonominiais dėsniais ir vykdoma politika, o ne tiesiogiai COVID-19 pandemijos. Baker et al. (2020) tai pat laikosi šios pozicijos aiškindamas ją tuo, jog praecityje buvęs ispaniškas gripas (1918–1919) ir Azijos gripas (1957–1968), kurie pasižymėjo daug didesniais mirtingumo rodikliais, akcijų rinkoms turėjo minimalų efektą.

Lijuan Xie (2021) savo tyrime nagrinėjo akcijų rinkų reakcijas į COVID-19 pradžią ir vėliau sekusį rinkų atsistatymą. Tyrime panaudota regresinė analizė ir ištirtas sąryšis tarp bendro visuomenės pasitikėjimo (*angl. generalised social trust*) ir akcijų biržos reakcijos į su pandemija susijusią informaciją. Rezultatai patvirtina, jog pandemijos pradžia turėjo reikšmingą neigiamą įtaką akcijų rinkoms. Tuo tarpu rinkoms atsidarant ir pasitaisius bendrai situacijai pastebima, jog pusė rinkų į tai reagavo teigiamai, o kita pusė – neigiamai. Taip pat bendras visuomenės pasitikėjimas yra teigiamai susijęs su akcijų rinkos reakcija į valdžios pranešimus ir neigiamai susijęs su akcijų rinkos reakcija į pranešimus apie rinkų atsidarymą vėlesniu laikotarpiu. Lijuan Xie (2021) taip pat pažymi jog viena iš priežasčių, dėl ko skirtingose vietose skiriasi investuotojų reakcija į pandemiją, tai tame regione vyraujančios kultūrinės vertybės, kurios lemia tai, kaip investuotojai reaguoja į juos pasiekiančias naujienas.

1.2. Individualių investuotojų įsitraukimo poveikis akcijų rinkų pokyčiams

Individualių investuotojų nuotaika ir požiūris veikia jų rizikos toleranciją, o ši – atitinkamai akcijų rinkos nuokrypius, likvidumą bei prekybos apimtis. Neužtikrintumas, neramumas atsispindi išaugusiame *Google* paieškų skaičiuje, *Twitter* įrašuose. Investuotojų nuotaika ypač stipriai gali būti paveikiama negatyvaus ar pozityvaus turinio žiniasklaidoje. Įvairių publikacijų sukelta nuotaikų kaita (baimė, stresas) tampa ryškiu faktoriumi veikiančiu finansų rinkų dinamiką.

Kadangi prekyba vertybiniais popieriais daugiausia vyksta internetu, investuotojai į akcijas gali būti laikomi internetine bendruomene. Internetinės bendruomenės turi savo filosofiją, kuri gali būti apibūdinta kaip kolektyvinis sąmoningumas (Nepp et al., 2022). Interneto vartotojų nuomonę gali formuoti ir tai, ką jie perskaito bendruomenių forumuose, o kai informacija pradeda stipriai plisti tai gali suveikti kaip masinė isterija ir tai turės didelės įtakos akcijų rinkoms. Taip pat, kaip Griffith et al. (2020) pažymėjo, vienas iš faktorių veikiančių akcijų rinkos pelningumą yra ir depresija.

Vienas esminių COVID-19 pandemijos bruožų – didžiulio masto užsidarymai ir valstybių izoliacija tiek tarptautinėje tiek vidinėje perspektyvoje. Šios izoliacijos pasekmė buvo ta, jog žmonės pradėjo ieškoti alternatyvų kaip leisti savo laiką ir pinigus, o kaip vienas iš būdų tai padaryti buvo išpopuliarėjęs investavimas. Individualių investuotojų masinis išaugimas ir susidomėjimas rinkomis plačiai apkalbamas pagrindiniuose žiniasklaidos šaltiniuose, o pavyzdžiui, vienas iš ryškiausių atvejų yra JAV „*Robinhood*“ investavimo platformos išpopuliarėjimas. Pagal Mardy Chiah et. al. duomenis 2022 m. bendras atsiskaitymų skaičius „*Robinhood*“ platformoje išaugo nuo 150 mlrd. USD 2019 metais iki 350 mlrd. USD 2020-aisiais.

Vienoje iš santykinai didžiausių kieki individualiai investuojančių gyventojų turinčių valstybių, Australijoje pradėjo kilti susirūpinimas, jog prekyba akcijomis per pandemiją pradėta naudoti, kaip pakaitalas lošimams. Žinoma, Australija buvo ypač stipriai izoliuota dėl pandemijos. Buvo uždaryti barai, klubai, kazino ir kito pramogos, o rezidentams apskritai draudžiama lankytis kur nors apart namų išskyrus būtiniausius poreikius kaip maistas ar medicina, taigi investavimas ir prekyba vertybiniais popieriais įprastam asmeniui tampa lyg pramoga. Tačiau šios tendencijas bendrai gali būti jaučiamos ir kitose valstybėse.

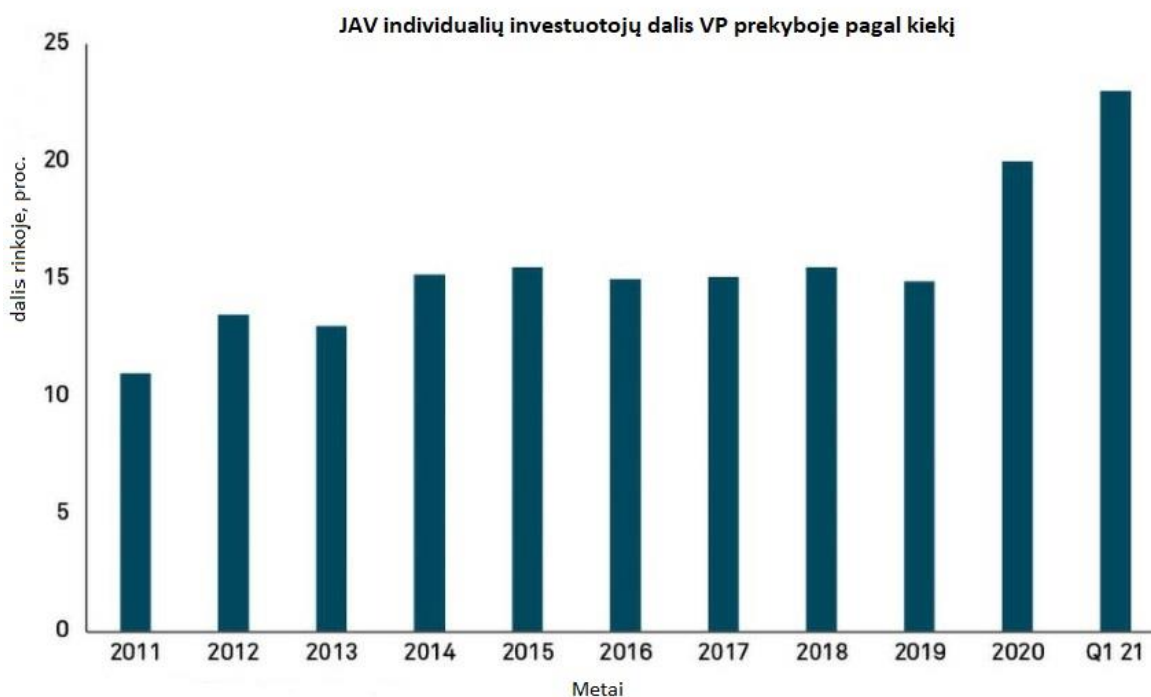
Kitas labai svarbus aspektas skatinantis investuotojų įsitraukimą yra tas, jog valstybės kaip stimulą gyventojams suteikė pašalpas. Pavyzdžiui Australijoje 2020 metais iš 19.4 mln. gyventojų net 9 milijonai užsiėmė investicijomis, o iš jų 58% – tiesiogiai patys investavo į akcijų biržą. Pasak *Investment Trends* tyrimų 435 tūkst. naujų investuotojų atsirado prasidėjus pandemijai. Kaip pabrėžia M. Abudy (2020) - toks individualių investuotojų pagausėjimas taip pat teigiamai paveikė ir finansų rinkų likvidumą. Net kai COVID-19 buvo atslėgęs, dalis visuomenės vis dar apdairiai laikėsi socialinės distancijos ir vietoje to, kad eitu lošti į kazino ir kitas lošimo vietas, preferenciją vis dar teikdavo veiklai namuose. Taip pat per pandemiją buvo apmažėję ir dalis sporto renginių, kas menkino lažybų patrauklumą ir taip motyvavo toliau prekiauti akcijomis.

Išaugusį individualių investuotojų susidomėjimą investicijomis galima matyti „*Robinhood*“ platformos duomenyse. Žemiau pateiktoje lentelėje galima matyti kaip keitėsi vieno populiariausių prekybos akcijomis platformų naudotojų skaičius:

1 lentelė. „Robinhood“ naudotojų pokytis

„Robinhood“ naudotojai			
Metai	Vartotojai (mln.)	Pokytis, mln.	Pokytis, %
2015	0.5		
2016	1	0.5	100.0%
2017	2	1	100.0%
2018	6	4	200.0%
2019	10	4	66.7%
2020	13	3	30.0%
2021	22.5	9.5	73.1%
2022	15.9	-6.6	-29.3%

2019-aisiais prieš pandemiją individualių investuotojų dalis JAV rinkoje sudarė iki 15 proc., o 2021-ųjų pirmąjį ketvirtį prasidėjus masiniam susidomėjimui šis skaičius perkopė 25 procentus (kitose valstybėse, pvz. Australijoje, individualių investuotojų svoris rinkoje net viršija 50 procentų) (*Bloomberg intelligence* duomenimis).



3 pav. Individualių investuotojų dalis JAV rinkoje (*Bloomberg intelligence*, 2021 m.)

Pagal *BNY MELLON* duomenis teigiama, jog stambesni instituciniai investuotojai neturėjo būti stipriai paveikti augančio individualių investuotojų skaičiaus, nes jie labiau linkę susifokusuoti tik ties tam tikromis akcijomis ir nėra linkę į plačią diversifikaciją, bet dėl tos pačios priežasties individualūs investuotojai parodo, jog jie susitelkę tik ties tam tikromis akcijomis jose gali būti jėga ženkliai koreguojanti akcijos kitimo dinamiką. Taip pat jie geba naudoti įvairias sudėtingas prekybos strategijas su ketinimais pasipriešinti investicinių fondų pozicijoms ir sukelti jiems papildomų

nuostolių, kaip kad nutiko su vadinamomis *meme* tipo akcijomis (GameStop, AMC atvejai). Susitelkę investuotojai akcijos kainą stipriai nukreipia nuo jos realios fundamentaliosios vertės.

Verta pabrėžti, jog dažnu atveju per pandemiją atsiradusius naujus investuotojus traukia konkretūs pramonės sektoriai. Pavyzdžiui, minėtus į lošimą linkusių investuotojus labiau traukia tokie sektoriai, kuriuose yra daugiau ciklų ir svyravimų. Populiariausios investavimo kryptys apima tokius sektorius kaip ilgalaikio vartojimo prekės, žaliavos, sveikatos apsauga, informacinės technologijos bei komunikacinės paslaugos. Viena iš priežasčių dėl ko išpopuliarėjo investicijos į sveikatos apsaugą yra ta, jog individualūs investuotojai pradėjo spekuliuoti, kurios bendrovės pirmos padarys pažanga ir išleis savo vakcinas nuo COVID-19, kai tuo tarpu instituciniai investuotojai nėra tokie jautrūs tokio tipo lošimams ir spėliojimams. Taip pat pastebimas faktorius yra tas, jog individualūs investuotojai yra linkę agresyviau reaguoti į mažesnės kapitalizacijos akcijas (Michael S. Pagano, John Sedunov, Raisa Velthuis, 2021). Bendrai, per pandemiją asmenys nenorėjo tapti paskutiniai, kurie pamatys galimybę užsidirbti, paplito vadinamas *FOMO* (angl. *Fear of missing out*) efektas (Mardy Chiah, Angel Zhong, 2020).

Tiesa, per pirmąją pandemijos bangą individualių investuotojų išitraukimas paplito tarp mažiau rizikingų investicijų, buvo renkamosi saugesnes strategijas, kai tik ateinant antrajai bangai prekybos apimtys tarp rizikingų akcijų stipriai išaugo. Per pirmąją bangą buvo daugiau neaiškių faktorių susijusių su pandemija (neapibrėžtas mirtingumas, neaišku kiek laiko truks izoliacija), taigi tikintis, jog pandemija ilgai neužsibus, investuotojai kardinalių pokyčių ir tokio stipraus išitraukimo į rinkas dar nerodė, o taip pat dar nebuvo išmokėtos (arba nepilnai išmokėtos) kompensacijos dėl pandemijos tokiose valstybėse kaip JAV.

Vertinant besikeičiančią dinamiką finansų rinkose reikia įvertinti, kokio amžiaus gyventojų augimas tarp investuotojų yra didžiausias. Įprasta, jog jaunesnio asmens požiūris į prekybą akcijomis, rizikos tolerancija bei tikslai skiriasi. Štai vidutinis populiariosios platformos *Robinhood* vartotojų amžius yra 31 metai, o jaunų investuotojų dalis yra sparčiai auganti. Per 2020 metus, kai tik prasidėjo pandemija, platformoje atsirado 1 mln. naujų klientų, kurių vidutinis amžius buvo 19 metų. (*Reuters*) Tačiau nemaža dalis individualių investuotojų jau spėjo pasisemti patirties būtent *Robinhood* ir panašių aplikacijų dėka. Pastaroji nuo 2019-ųjų padidino rinkos prieinamumą žmonėms pašalinant prekybos komisines išlaidas, o kiti investavimo paslaugų tiekėjai, kaip *Charles Schwab*, *TD Ameritrade*, *Fidelity* po laiko pasekė tokiu pat pavyzdžiu, tad šie veiksniai vis labiau skatino naujų investuotojų atsiradimą.

Paskutinis kartas kai individualūs investuotojai buvo taip stipriai susidomėję ir išitraukę į akcijų prekybą – 2000ųjų pradžia ir *dot.com* burbulas. Tuo laikotarpiu individualūs investuotojai buvo su daug menkesniu suvokimu apie rinkas, didžiąja dalimi nauji investuotojai, kurie puolė investuoti į akcijas kurios bent kiek susijusios su technologijomis ir tikėjosi ateityje didelių gražų, tačiau tik maža dalis tų akcijų iš tiesų buvo perspektyvios ir sugebėjo išaugti (Christos Alexakis et al., 2021).

Nepasaint individualių investuotojų susidomėjimo, jų individualiai įnešamas kapitalas negali konkuruoti su gigantiškais investiciniais fondais, tačiau vienas iš būdų, kaip individualūs investuotojai įgavo vis didesnę svorį ir įtaką – socialinė medija. Tokie forumai kaip *Reddit* platformoje stipriai išpopuliarėjęs *WallStreetBets* leido investuotojams tarpusavyje dalintis žiniomis, individualiomis bei bendromis strategijomis. Įprastai vartotojai šių forumų pagalba sinchronizuoja savo pirkimus ir perka pigias akcija, tokiu būdu bendrai sukeldami didelį efektą. Tokiu būdu dideli

fondai taip pat tampa įpareigoti pirkti daugiau tų pačių akcijų, kad pasidengtų savo nuostolius iš užimtų trumpų pozicijų. Tačiau nepaisant tokios galios investuotojai neturi galimybės išjudinti visos rinkos.

Svarbu paminėti tai, jog nepaisant didelės galios kartu individualiems investuotojams išjudinti rinkas tik nedidelė dalis iš jų sugeba prekiauti pelningai, o istorijos kaip įprasti investuotojai akimirksniu tampa milijonieriais suformuoja labai klaidingą įspūdį, kad visiems taip gali pasisekti, tad investuotojų skaičius tik dar išauga. Problema, jog dažnu atveju investuotojai spėja pakliūti į šias rinkos manipuliacijas gerokai per vėlokai, kai akcijų kaina jau būna stipriai išaugusi, tad daliai investuotojų jau pradėjus išsipardavinėti akcijas tai sukelia grandininę reakciją ir dalis nebeturi jokio kito šanso kaip tik sau prisiimti nuostolius kitų pelno kaina.

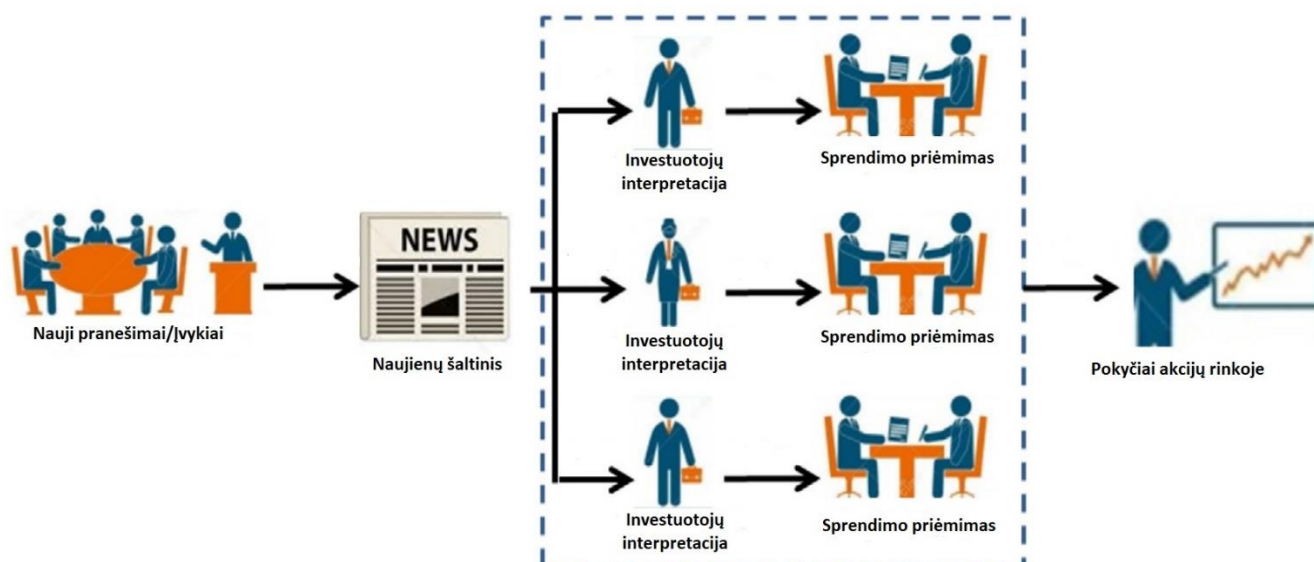
COVID-19 pandemija atnešė daugybę neužtikrintumo, pradedant nežinomybe kiek mirtina ir pavojinga yra naujoji liga, kada galima tikėtis vakcinų, kiek ji bus saugi ir apsauganti, kaip ilgai galima tikėtis užsidariusios ekonomikos, kokie bus valdžios atsakai valstybėse ir politiniai sprendimai bus priimti į visa tai reaguojant ir bendrai kokios bus įprastų žmonių elgsena (Badar Nadeem Ashraf, 2020). Toks neužtikrintumas apsunkina prognozavimą ir sprendimų priėmimus – būtent tai matoma akcijų rinkoje. Pandemijos pradžia atnešė tiek beprecedentį nepastovumą tiek neigiamas grąžas.

Taigi apibendrinant surinktą literatūrinę medžiagą galime patvirtinti, jog pandemijos laikotarpiu akcijų rinkos išgyveno reikšmingus pokyčius, kurie buvo varomi tiek tiesioginių tiek netiesioginių faktorių. Dalis literatūros aiškina, jog pats COVID-19 pandemijos atsiradimas nėra faktorius, kuris sukėlė didžiulius akcijų svyravimus, o tai daugiau pasekmė besikeičiančio investuotojų požiūriu ir rizikos tolerancijos. Tačiau kiti moksliniai tyrimai tvirtina, jog pandemija turėjo įtakos akcijų rinkų dinamikai, o prie to prisidėjo didžiulis naujų investuotojų įsitraukimas į rinką, didėjanti žiniasklaidos ir socialinės medijos įtaka, priimti politiniai sprendimai ir egzistuojantis neužtikrintumas dėl ateities. Taigi, egzistuojančios skirtingos nuomonės mokslinėje literatūroje apie tai, kas yra esminiai faktoriai veikiantys akcijų rinkų dinamiką rodo būtinumą papildomiems tyrimams.

2. Žinių ir socialinės medijos įtakos akcijų rinkai teoriniai aspektai

2.1. Žinių poveikis akcijų rinkai

Didelė dalis mokslinių tyrimų susijusių su akcijų kainų prognoze yra paremti istoriniais akcijų duomenimis – kaina ir prekybos apimtimi. Surinkti tokius duomenis yra paprasta, tačiau ši metodika nėra įprastai veiksminga kritinių žinių laikotarpiu. Tokie įvykiai kaip įmonių susijungimai, įsigijimai, finansinių rezultatų ir reitingų pokyčiai, pasikeitimai valdyboje gali reikšmingai paveikti akcijų kainas. Šie įvykiai, kurie paprastai yra atskleidžiami finansinėse naujienose yra viešos investuotojams prieinamos žinios. Straipsnių susijusių su rinka analizavimas gali pagerinti rezultatus, tačiau kiekis vis pasirodančių naujų straipsnių yra stipriai išaugęs, tad tampa sudėtinga viską susekti ir įsivertinti. Procesas kaip naujienos veikia akcijų kainą gali būti apibūdinamas taip: įvykis prantarsliuojamas finansinėse naujienose. Naujienos interpretuojamos investuotojų ir tai veda link ketinimo pirkti ar parduoti. Investuotojai priima galutinį sprendimą. Tada akcijos kaina yra paveikiama investuotojų ir ji atsispindi galutiniame vaizde (žr. 4 pav.).



4 pav. Žiniasklaidos įtaka akcijų kainai (Hao et. al, 2021)

Finansinės naujienos yra itin svarbios analitikam ir investuotojam vertinant esamas akcijos kainas, kadangi įprastai jose yra informacijos susijusios su įmonių fundamentaliais veiksniais ir pranešimais, kurie gali daryti įtakos investuotojų keliamiems lūkesčiams.

Štai H.Yun et al. (2019) aiškina, jog finansinės naujienos akcijos kainas paveikia netiesiogiai – per pinigų srautus. Teigiama, kad jei žiniasklaidoje pateikta informacija paveikia įmonių pinigų srautus ar laukiamą grąžą investuotojams, tai tuo pačiu paveikiama ir akcijų grąža.

Kadangi atskleidžiamos informacijos kiekis pastaraisiais dešimtmečiais milžiniškais kiekiais išaugo, investuotojams tampa sunku įvertinti visą prieinamą informaciją. Taigi, metodai skirtingi automatiškai klasifikuoti svarbią informaciją tampa vis svarbesni, tačiau tyrimai apie automatinę finansinėse naujienose pateikiamos informacijos klasifikavimą vis dar nėra populiaru. Pinheiro ir Dras (2017) tyrinėjo neuroninius tinklus su raidės lygmens kalbos modeliu skirtingų akcijų rinkų

prognozei. Jie modelį pritaikė S&P 500 indekso prognozei ir jame esančioms akcijoms, o rezultatai parodo, jog modelis yra konkurencingas ir veikiantis.

Žinoma, reikia turėti omenyje, jog ne visos žinios sukelia vienodą efektą. Žmogaus sąmonė veikia taip, jog įprastai į neigiamus dalykus reaguojame kur kas stipriau nei į teigiamus. Teti et al. (2019) pastebėjo, jog neigatyvios žinios investuojant turi reikšmingesnę poveikį, nei pozityvios, jos stipriau paveikia emociškai. Tačiau autoriai pažymi, jog investuotojai po emocijomis grįstos prekybos palaiptams yra linkę grįžti prie tradicinių metodų. Taip pat iširta, jog investuotojai pirma stebi finansines naujienas o tada priimami investavimo sprendimai, o esanti žiniasklaidoje informacija irgi neiškart atsispindi kainose. Tai padaro akcijų kainų kitimo dinamiką truputį komplikuoatą: sunku suprasti ar žinios koreguoja akcijos kainas, ar tai akcijos kainos dažniau nulemia kas bus pateikta žiniasklaidoje.

Žinios ne viena gali būti skirstomos į teigiamas ir neigiamas ir tuo labiau ne vien tai lemia akcijų pokytį kainose. Taip pat svarbu turėti omenyje, jog ne visa informacija yra prieinama viešai kiekvienam asmeniui besidominčiam investicijomis. Efektyvios rinkos hipotezė teigia, jog visa reikšminga su akcijomis susijusi informacija atsispindi jų kainos, tačiau nėra skirstoma kokia tai informacija ir kokia jos prigimtis. Su akcijomis susijusią informaciją taip pat galima suskirstyti į viešą ir privačią.

Alfrano et al. (2011) atliko vertinimą kokią rolę akcijų rinkoms turi privati ir vieša informacija. Jų gauti rezultatai pažymi, jog privačios informacijos kiekis palaiptams yra mažėjantis ir tuo pačiu labiau kompensuojamas padidėjusiu kiekiu viešai prieinamos informacijos. Tai reiškia, jog dabar daugiau investuotojų (ypač individualių) gali lygesnėmis sąlygomis dalyvauti investavime. Tačiau autoriai pažymi, jog įvertinus bendrai visą privačią ir viešą informaciją kaip vienetą bendras akcijos kainos informatyvumas yra nekintantis, t.y informacijos kiekis lieka tas pats, kinta tik jos pasiekiamumas.

Tam, kad nebūtų didelės asimetrijos tarp privačios ir viešai prieinamos informacijos ir kad visi vienodomis sąlygomis galėtų dalyvauti investicijose į akcijas, pasak Alfrano et al. (2011) pagrindinis vaidmuo atitenka įstatymų leidybos institucijoms, kurios stebi rinkos situaciją ir koreguoja įvairius finansinės atskaitomybės reikalavimus įmonėms bei išleidžia naujus.

Alfrano et al. (2011) taip pat pažymi, jog jeigu privati informacija yra prastos kokybės, tai viešai prieinama informacija tampa pagrindiniu faktoriumi varančių akcijų kainų pokyčius. Tačiau tuo atveju, jeigu viešai prieinama informacija nėra visiškai tikslinga, tokiu atveju turime situaciją kai akcijos rinkos vertė stipriai nukrypsta nuo jos fundamentalios vertės ir negali būti paaiškinta fundamentaliais veiksniais.

Tiek Alfrano et al. (20211) teigimu, tiek jau stebint esamą rinkos situaciją galima pastebėti, jog viešai prieinama informacija tampa esminiu faktoriumi, kuris keičia akcijų kainas. Akcijos kyla į neregėtas aukštumas ir tampa sunku fundamentaliai paaiškinti jų vertę, tačiau ypač didelę įtaką viešos informacijos augimui daro ir technologinė pažanga, eksponentiškai augantis duomenų kiekis bei skirtingų žinių šaltinių kiekis.

Vienas iš pavyzdžių, kaip technologinė pažanga prisideda prie pokyčių akcijų rinkoje yra internetinės prekybos vertybiniais popieriais platformos. Jos suteikia vis daugiau galimybių pradėti investuoti ir tam keliami mažesni reikalavimai. Kai visa akcijų rinka pasiekama keletu pirštų paspaudimų,

investuotojai gali lengvai sekti akcijų kainos pokyčius. Šiose platformose investuotojai paveikiami yra dinamiško, besikeičiančio vaizdo, rodančio profilio rezultata, o investuotojai, pagal Breaban ir Noussair (2018), priima sprendimus remiantis prieš tai buvusiais savo portfelio rezultatais. Sicherman et al. (2015) identifikuoja, jog prieš tai buvę pasisekimai yra varomasis faktorius – jei investuotojai patiria teigiamas grąžas investuodami, tada prekybos paskyros yra įjungiamos ir naudojamas dažniau, nei patiriant neigiamus rezultatus. Cordes et al. (2022) taip pat pastebėjo, jog investavimo platformose turinčiose mažus arba jokių komisinių mokesčių bei žemus minimalius investuojamos sumos reikalavimus, investuotojai ypač paveikiami rodomų kainos pokyčių vos prisijungus. Rodomi ekrane investavimo rezultatai momentaliai gali paveikti emocinę būseną, o ši – nusiteikimą investuoti.

Taigi, besiremiant pateiktais moksliniais tyrimais, galima teigti, jog žinių poveikis akcijų rinkoms priklauso nuo jų tipo. Tai, kiek žinios yra pozityvios ar negatyvios gali nulemti kiek stipriai į jas investuotojai reaguos ir kiek tai nulems akcijų kainą. Žinios yra informacinis šaltinis, o informacinis šaltinis gali būti ir viešai prieinamas ir privatus. Po finansinių krizių ir tiesiog periodiškai įvedami finansiniai reguliavimai įmones įpareigoja atskleisti daugiau informacijos, tad privatūs informacijos šaltiniai tampa vis mažiau reikšmingi. Didėjant viešai prieinamos informacijos kiekiui tuo pačiu atsiranda ir vis daugiau skirtingų žinių šaltinių, kurie tą informaciją gali interpretuoti skirtingai, o iš to kyla rizika, jog visuomenė gali sureaguoti netinkamai ir akcijas pervertinti ar nuvertinti lyginant su jų fundamentalia verte. Tinkamas informacijos šaltinių atsirinkimas ir objektyvus vertinimas įgauna vis didesnę svarbą.

2.2. Skirtingų žinių šaltinių įtaka akcijų kainoms

Vertinant žinių įtaką akcijų kainoms dažniausiu atveju yra atliekama sentimentų analizė. Sentimentų analizė gali būti suprantama kaip nuomonių, komentarų rinkimas, egzistuojančių požiūrių analizė. Ji skirta išgauti ir suklasifikuoti nuomones, emocijas ir požiūrius susijusias su skirtingomis tematikomis (Ravi, 2015). Sentimentų analizė gali padėti įgyvendinti skirtingus tikslus, kaip kad vertinti politinę veiklą, produktus ar prognozuojant akcijų kainas.

Prieš tai buvusiame skyriuje apžvelgta, jog informacija gali būti skirtingų tipų, tačiau nebuvo detalizuota, kokie yra skirtingi informacijos šaltiniai ir kiek jie yra tikslus vertinant pokyčius akcijų rinkoje. Toliau tyrime apžvelgiami šie šaltiniai: socialinė medija, televizija, finansinės ataskaitos. Taip pat informacija išskirstoma į makroekonominę, politinę, verslo, susijusią su COVID-19 ir susijusią su investuotojų sentimentu (emocijomis).

2.2.1. Socialinės medijos įtaka akcijų kainoms

Kad akcijų dinamika pradėtų kisti pavienių žmonių emocijų nepakanka, tam reikalinga visuma. Pirmi pastebėjimai, jog *vox populi* (žmonių balsas) gali turėti prognozuojamąją galią, matomi jau prieš daugiau nei šimtą metų, kai Galton (1907) ištyrė, jog daugumos kaimo gyventojų spėjimas apie jaučio svorį buvo tikslesnis prognozavimo matas nei ekspertų nuomonė, o šis efektas buvo paaiškintas kaip minios psichologija (angl. *crowd psychology*). Visuomenės dydis, kuri reiškia savo nuomonę, kaip ir įprastas statistinis modelis pasižymi ta pačia savybe – kuo didesnė populiacija, tuo gerėja prognozės tikslumas. Taigi, panašu, jog medijos duomenų panaudojimas prognozėms turėtų tapti vis efektyvesnis. Socialinės medijos privalumas yra tas, kad kiekvienas gali laisvai reikšti savo nuomonę ir taip diversifikuoti skleidžiamą informaciją, tačiau apribojimas ir žala efektyvumui atsiranda iš egzistuojančių hierarchijų ir priklausomumo, pavyzdžiui kai tam tikrai internetinei bendruomenei yra primesta viena klaidinga pozicija. Tokiu atveju atskirti, ar skleidžiama informacija yra iš

nepriklausomų savo poziciją teigiančių vartotojų ar ji tiesiog yra jiems primesta kieno nors, kas yra laikomas reikšmingesniu.

Taip pat žinių įtaka akcijų kainai gali skirtis nepaisant to, kad perteikiami panašūs sentimentai. Pavyzdžiui, reguliarūs ketvirtiniai naujų produktų pranešimai ir finansinių rezultatų paskelbimas gali abu būti kaip pozityvūs faktoriai, bet poveikis akcijų kainai bus skirtingas.

Kaip jau minėta, efektyvios rinkos hipotezė (EMH) tvirtina, jog akcijos vertė gali būti nusakyta su šiuo metu visa prieinama informacija. Tačiau analitikams susekti visų esančių naujienų paprasčiausiai yra neįmanoma. Taigi, teksto atrinkimo technika automatiškai apdoroti didelį kiekį realiu laiku esančios informacijos gali padėti analitikams ir investuotojams padidinti jų grąžas. Hai et al. (2015) pritaiko teksto rinkimo ir mašininio mokymo technikas automatiškai analizuoti didelį kiekį internete pateikiamų straipsnių. Svarbu pabrėžti tai, kad pagal efektyvios rinkos hipotezę akcijų rinkos turėtų pilnai atspindėti visą prieinamą informaciją, tad pokyčiai turėtų būti susiję su nauja informacija ar žiniomis. Kadangi naujienos nutinka atsitiktinai ir iš anksto negali būti žinomos, tai akcijų kainos turėtų atitikti atsitiktinio klaidžiojimo struktūrą, vadinasi sunkiai yra prognozuojamos.

Svarbu pažymėti, jog naudojant su emocijomis susijusius parametrus, akcijų grąžos prognozavimas pirmą dieną yra tikslesnis nei sekančią. Tačiau priešingas efektas yra siejant akcijos kainas ne su emocijomis, o su skelbiamomis tematikomis (straipsnių pavadinimais) – trečią dieną prognozavimo tikslumas geresnis nei pirmąsias dvi dienas. Visa tai indikuoja, jog emociniai parametrai greitai praranda savo efektyvumą, taigi reakcijos laikas priimant sprendimus ir prognozuojant turi būti greitas. Tematika ar pavadinimas tuo tarpu plinta plačiau ir daugiau, tad galimybė prognozuoti tęsiasi ilgiau. Prognozavimas apjungiant emocinius ir temos parametrus yra geresnis būdas ir jų kombinacija pasižymi geresniu prognozavimo tikslumu. Naudojant kombinuotą metodiką prognozės tikslumas mažėja palaipsniui ilgėjant laikotarpiui. Tai patvirtina, jog naujienos investuotojų veiksmams įtaką daro akimirksniu čia ir dabar, o ilgėjant periodui naujienų poveikis yra mažėja. Tai galima iliustruoti „Brexit“ pavyzdžiu 2016-ais metais – vos „Brexit“ buvo praneštas visa JK akcijų rinka buvo neigiamai paveikta akimirksniu. Taigi rezultatai parodo, kad žinių modelis labiau tinkamas dieniniam akcijų pokyčiam, o ne ilgalaikiam investavimui. Taip pat prognozės tikslumas priklauso nuo pasirinkto sektoriaus, pavyzdžiu tyrime su maistu susijusios akcijos prognozuojamos pakankamai tiksliai, o IT sektorius prognozuojamas sunkiau. Šis modelis nebūtų patikimas prognozuojant akcijų judėjimui esant reikšmingiems įvykiams (pvz. stambios finansų įmonės bankrotui).

Pasak Hai et al. (2015) vienas iš esminių kintamųjų nulemiančių įmonių akcijų kainas yra bendra socialinė nuotaika, o socialinės medijos duomenų panaudojimas kartu su istoriniais kainų duomenimis gali pagerinti ateities prognozės tikslumą. Autoriai išvadą gavo atlikę tyrimą, kuriam naudojami pranešimų lentos duomenys iš socialinės medijos, o pats modelis ištreniruotas mašininio mokymo pagalba.

Kaip minėta, nemažai tyrimų nustatyti ryšį tarp žinių (šiuo atveju socialinės medijos) ir akcijų rinkos naudoja sentimentų analizę. Sentimentų analizė naudojant socialinės medijos duomenis yra pakankamai sudėtingas procesas: tekstas įprastai yra trumpas, sudarytas iš trumpinių, neįprastos gramatinės struktūros, kas apsunkina teisingų duomenų susirinkimą. Taip pat senesni moksliniai tyrimai rodo, jog socialinės medijos sentimentas neturi stiprios prognozuojamos galios. Antweiler ir Frank (2005) pasirinko metodą pranešimus iš įrašų lentos suskirstyti į tris klases: pirkti, parduoti ar laikyti, o tada duomenys agreguojami į vieną pirkimo signalą. Naudojant signalą buvo sudarytas

regresinis modelis, tačiau prieita prie išvados, kad tokia metodika nėra tinkama akcijų grąžai prognozuoti. tačiau darskart varta paminėti, jog dabar ir praeityje esantis duomenų skaičius yra nepalyginamai kitoks.

Reikia pabrėžti ir tai, jog svarbu kokios temos apskritai yra diskutuojamos socialinėje medijoje, ar kas yra susiję su konkrečia įmone. Kad būtų surinkti visi reikalingi sentimentai, derėtų panaudoti ne vien bendrinius terminus kaip „auga“, „krenta“ ir pan., bet ir raktažodžius atspindinčius teikiamas įmonės paslaugas ar parduodamą produktą.

Yra du pagrindiniai šaltiniai, iš kurių galima rinkti tekstiniu duomenis finansiniams modeliams. Praeityje pagrindinis šaltinis buvo žinios, tačiau dabar pagrindas yra socialinė medija. Populiariausias metodas kaip integruoti socialinės medijos sentimentą į prognozę – tiesinės regresijos modeliai.

Hai et al. (2015) tam, kad gautų nuotaikos informaciją apie akcijas, iš *Yahoo Finance* kiekvienos akcijos pranešimų lentos panaudojo ten esančius įrašus. Pranešimų lentose vartotojai įprastai diskutuoja apie su įmone susijusias naujienas, prognozuoja kokias bus tolimesnė akcijų kitimo tendencijas, komentuoja su įmonės veikla ar valdyba susijusius įvykius. Dalyje pranešimų paliekami tokie raktažodžiai kaip „stipriai pirkti“, „pirkti“, „laikyti“, „parduoti“ ir „stipriai parduoti“. Modelyje naudojami pranešimai būtent su šiais raktažodžiais. Hai et al. (2015) duomenų klasifikavimui naudoja SVM (*The Support Vector Machine*) metodiką, kadangi ji gali efektyviai sugrupuoti didelį kiekį duomenų. Tyrimo rezultatai parodo, jog prognozė naudojant medijos sentimentą yra tikslesnė, nei naudojant tik istorines akcijų kainas, taigi prognozė tampa tikslesne, tačiau pastebėta, jog daliai akcijų tokia prognozė nėra veiksminga. Akcijų kaina gali būti paveikiama daug skirtingų faktorių (finansinių rezultatų, makroekonominių parametrų), taip pat ne su visomis akcijomis yra pakankamai daug įrašų medijoje, arba jie paprasčiausiai yra netikslūs ar sunkiai atrūšiuojami pagal sentimentus.

Iš Hai et al. (2015) gauto tyrimo galima iškelti prielaidą, jog jei konkrečių akcijų grąža yra ganėtinai tiksliai prognozuojama remiantis istoriniais duomenimis, tai papildoma informacija iš socialinės medijos nebūtinai bus naudinga, tad tokiais atvejais akcijų prognozei pakanka naudoti metodus, kurie ima tik istorinius kainos pokyčius. Taip pat pateiktas modelis iš esmės gali tik numatyti ar kaina kils aukštyr ar kris, tačiau tiksliai įvertinti rezultatą yra sudėtinga, bet numatyti tendencijas ir kaip kis akcijų kainos dinamika pakanka. Taip pat, kad pateiktas modelis būtų tikslesnis kaip alternatyvą galima pabandyti pridėti daugiau skirtingų raktažodžių ir juos padalinti į daugiau klasių arba, kaip jau minėta, pridėti raktažodžius tinkamus konkrečiai nagrinėjamai akcijai. Kita alternatyva – papildomai pridėti duomenų ir iš kitų informacijos šaltinių, pavyzdžiui įmonės finansinių ataskaitų.

Hai et al. (2015) argumentuoja, jog kiti socialiniai tinklai nėra taip gerai tinkami prognozei, kadangi informacija ten yra pairesnė nei *Yahoo Finance* skelbimų lentoje, ten diskutuojama daugiau skirtingų tematikų ir problematiška atsirinkti, kuri informacija yra susijusi ir naudinga, o kuri ne. Taip pat, kad galima būtų panaudoti kitų tinklų, pvz. *Twitter*, duomenis, reikia specialios mokamos prieigos, kas procesą padaro taip pat sudėtingesniu. Tačiau svarbu pabrėžti, kad visuose tinkluose gali būti nemaža dalis netikslios ar net melagingos informacijos, kas prognozavimą taip pat apsunkina.

Socialinė medija gali atskleisti privačią informaciją ar rinkos trūkumus, kurie gali būti išnaudoti prognozuojant akcijų kainas. Diskusijos socialinėje medijoje gali atspindėti investuotojų suvokimą, emocijas ir euristiką, o šie sentimentai gali paveikti akcijų kainas. Kalbant apie socialinės medijos efektą vertinami trys aspektai: sentimentai, aktyvumas ir sutikimas. Sentimentai fiksuoja internetinių įrašų pasiskirstymą atsižvelgiant į kiek jie pozityvūs ar neigiami. Aktyvumas matuoja bendrą

susidomėjimą diskusijomis apie konkrečias akcijas. Sutikimas vertina skirtingu įrašų pritarimą bendrai pozicijai. Teigiamus, neigiamus ar neutralius sentimentus bei sutikimą įprastai yra sudėtinga išgauti iš įrašų dėl įrašų apimties ir nepastovumo (Ho et al., 2017). Antweiler ir Frank (2005) ištyrė, jog socialinių tinklų pranešimų lentos sentimentas akcijų grąžoms yra neigiamas ir statistiškai nereikšmingas, tačiau pastebėta, jog aktyvumas (įrašų kiekis) ir sutikimas yra reikšmingi prognozuojant akcijos kainos kintamumą (angl. *volatility*).

Ho et al (2017) pamėgino atsakyti į klausimą ar sąryšis tarp socialinės medijos sentimentų ir akcijų grąžos yra pastovus ar kintantis laike. Tam panaudota Bayesian'o dinaminis tiesinis modelis ir pastebimai nesusijusi regresija (angl. *Seemingly Unrelated Regression (SUR)*). Tyrimas atliekamas su Dow Jones Industrial indekse esančių akcijų duomenimis ir socialinės medijos duomenimis iš *Yahoo Finance* pranešimų lentos. Skirtingai nuo tradicinių regresinių modelių, Ho et al. (2017) tyrime akcijų grąžų duomenys modeliuojami kaip dinaminė socialinės medijos sentimentų funkcija. Tyrime socialinės medijos sentimentų poveikis akcijų grąžai kinta priklausomai nuo laiko ir vienu laikotarpiu sąryšis yra tvirtesnis, kitu – stabilumas dingsta. Ho et al. (2017) tyrime gauta, jog medijos sentimentas akcijų grąžai yra daug stabilesnis 2011 metais, nei 2009, taigi kriziniais ar finansiškai sudėtingais laikotarpiais medijos įtaka yra labiau nepastovi. Autorių atliktame tyrime visoms nagrinėtoms akcijoms medijos sentimentas buvo tiek teigiamas, tiek kitais laikotarpiais neigiamas, taigi sudaryti regresinę lygtį su pastoviais koeficientais būtų netikslinga. Taip pat gauta, jog modelyje yra daugiau nei įprasta išskirčių ir ilgesniam laikotarpiui modelis nėra taip gerai pritaikomas, kaip kad vienos dienos prognozei, tačiau vis tiek gali būti sudaromas.

Hao et al. (2021) nagrinėja emocinę informaciją iš žinių straipsnių žiniasklaidoje ir tiria poveikį akcijų rinkai. Tam naudojamas mašininis mokymas ir *fuzzy twin support vector machine* teorija, kas apjungia didelį kiekį informacijos naudojamos akcijų prognozei. Autoriai naudoja tokius terminus kaip „aukšta“, „žema“, „didelė“, „maža“ ir jas pagal funkciją priskiria atitinkamai prie akcijos kainos kritimo ar kilimo tendencijų. Hao et. al (2021) tyrime pirma susirenkami straipsniai su pavadinimu, turiniu ir data. Tada visos žinios priskiriamos specifinėms akcijoms pagal pavadinimą arba turinį. Kiekvienai akcijai agreguojamos žinios pagal datą. Tuomet svarbu išsirinkti terminus. Pavyzdžiui žodis „auga“ („rising“) nebūtinai tiksliai identifikuos pokyčius akcijose, nes kilti gali tiek kaštai tiek pelnas, tad reikia žodžius ar jų kombinacijas atsirinkti apgalvotai.

Akcijų rinkos prognozavimo modeliai yra nagrinėti didelėje dalyje mokslinės literatūros. Tačiau iki šiol išlieka dvi didžiausios dilemos: nuspėjamas individualių investuotojų elgesys ir blogiausia – nuolat kintantys investuotojų elgsenos modeliai. Šis neuztikrintumas yra didelis ir dėl egzistuojančių skirtingų moksliniuose tyrimuose filosofijų, pavyzdžiui: efektyvios rinkos hipotezė, atsitiktinio klaidžiojimo hipotezė, fundamentali ir techninės analizės. Žmonės, kurie tiki, jog akcijų kainos prognozuojamos, gali būti padalinti į dvi grupes. Visų pirma yra tie, kurie galvoja, kad akcijų rinkos dinamika istoriškai kartoja ir šie grupė yra techninės analizės šalininkai. Ši grupė tiki esant tam tikrus modelius ir tendencijas, pagal kurias besikartojant kinta akcijų parametrai – kaina, jos nuokrypiai. Techninėje analizėje remiamasi istoriniais akcijų kainų ir prekybos apimties duomenimis jiems pritaikant skirtingus grafinius atvaizdavimus, indikatorius. Fundamentali analizė atrodo tikslesnė ir prasmingesnė. Šios analizės šalininkai tiria iš skirtingų šaltinių pateikiamus fundamentalius duomenis ir jais remiantis vertina rinką. Yra išskiriami ne mažiau penki fundamentalių duomenų šaltiniai: įmonių finansinės ataskaitos, finansų rinkų duomenys (akcijų indeksai), vyriausybės ir skolinimo institucijų duomenys, politinė situacija, aplinkos situacija (globalinis atšilimas, stichinės nelaimės ir pan.). Pagrindinis skirtumas tarp techninės ir

fundamentalios analizės yra tai, kokie duomenys naudojami. Techninėje analizėje naudojami istoriniai akcijų duomenys, o fundamentalioje – informacija iš valstybės, visuomenės ir korporacijų. Atlikti tikslią fundamentalią analizę yra kur kas sudėtingiau, kadangi duomenys pateikiami skirtingomis formomis, pavyzdžiui tekstu, kurį negalima taip paprastai struktūrizuoti kaip skaitines reikšmes. Tai yra priežastis, kodėl gilusis mokymasis ir socialinių tinklų panaudojimas tampa patrauklūs prognozuoti akcijų kainas: didelė duomenų gausa, pažangūs modeliai leidžia efektyviai surinkti, struktūrizuoti ir atitinkamai interpretuoti duomenis naudojamus fundamentalioje analizėje, taip pat juos patogiai panaudoti prognozei, integruoti į techninės analizės metodus ar bent jau palyginti modelių tikslumą.

2.2.2. „Twitter“ paieškos panaudojimas akcijų kainų prognozei

Socialinės medijos išplitimo visuomenėje dėka labai didelėmis apimtimis išaugo turimų duomenų kiekis įvairiose medijų platformose. Emanuele Teti et al. (2019) analizavo technologijų pramonę JAV ir socialinėje medijoje pateikta informacija gali būti ne tik naudojama apčiuopti rinkos sentimentus, bet ir naudojama kaip investicijos įrankis į konkrečias akcijas. Autoriai tyrimui panaudojo OLS (Ordinary Least Squares) modelį ir *Twitter* bei tradicinės žiniasklaidos duomenis. Jų rezultatai indikuoja, jog žiniasklaida daugiau įtakos turi akcijoms tų įmonių, kurios yra dažniau minimos žiniasklaidoje, o jei įmonės pavadinimas žiniasklaidoje nėra dažnai cirkuliuojantis – sąryšis tarp įmonės paminėjimo ir akcijų gražos yra minimalus. Sul et al. (2016) taip pat patvirtino, jog būtent *Twitter* platformos sentimentas yra ypač stiprus įmonėms, kurios turi mažesnę kiekį sekėjų platformoje.

Rao et al. (2014) buvo kiti tyrėjai, kurie aiškinosi *Twitter* sentimentą būtent JAV akcijų rinkai. Tyrime buvo gauta 0.88 koreliacija tarp Nasdaq-100 akcijų gražų ir *Twitter* sentimentų, taip pat pastebint, jog ji kinta priklausomai nuo laiko tarpo. Autoriai teigia, jog esant normalioms rinkos sąlygoms *Twitter* įrašų sekimas yra kaip papildomas privalumas valdant savo portfelį.

Zhang, Fuehres, and Gloor (2011) išmatavo kolektyvinį vilties ir baimės sentimentą ir analizavo jų koreliaciją su akcijų rinkos indikatoriais. Autoriai naudojo nuotaiką apibrėžiančius žodžius *Twitter* platformoje apibrėžti baimę, susijaudinimą, baimę ir t.t.. Tyrime prieita prie išvados, jog emocijomis paremti įrašai neigiamai koreliuoja su Dow Jones, Nasdaq ir S&P 500 indeksu ir neigiamai su VIX kintamumo indeksu.

Nofer ir Hinz (2015) atliko tyrimą, kuriame taip pat mėgino patvirtinti egzistuojančią poziciją, jog akcijų rinkos gali būti valdomos emocijų ir tam pasirinko naudoti *Twitter* socialinės medijos platformos duomenis ir vertinti žmonių nuotaikas pagal skelbiamus įrašus. Iš pradžių autoriai nesugebėjo rasti reikšmingo sąryšio tarp *Twitter* duomenų ir akcijų rinkos, tačiau parodė, kad norint, jog duomenys būtų reikšmingi, kaip faktorių reikia naudoti ir įrašų pasiekiamumą. Tiesa, tyrime buvo nagrinėjama Vokietijos akcijos rinka, o akcijų ir socialinės medijos įrašų duomenys yra 2011-2013 metų.

Nofer et al. (2015) nuotaikų analizei naudoja nuotaikos būsenų profilio (angl. *Profile of Mood States*) metodologiją, kuri sudaryta iš skirtingų būdvardžių kurie padalinti į 5 skirtingas dimensijas apibrėžiančias savijautą: sielvartas, beviltiškumas, nuovargis, pyktis, teigiama nuotaika. Tiesa, modelyje autoriai vietoje 19 būdvardžių naudoja 529 (pridėti įvairūs sinonimai), kad būtų daugiau duomenų. Taigi, renkami *Twitter* platformos įrašai, kurių sudėtyje yra bent vienas iš būdvardžių,

skaičiuojama jų dalis tarp visų įrašų ir sudaromas socialinės nuotaikos indeksas (SMI) kaip pateikta (2.1) formulėje:

$$SMI = \frac{Teigiama\ nuotaika}{Sielvartas + Beviltiškumas + Nuovargis + Pyktis + Teigiama\ nuotaika} \quad (2.1)$$

Taip pat kaip alternatyva šiam indeksui autoriai įvardina *Facebook* vartotojų Bendrąjį Nacionalinį Laimės Indeksą (GNI), kuris indikuoja vartotojų nuotaiką remiantis jų paskyrų statusų atnaujinimais. Tiesa, nepaisant socialinės medijos plėtros ir augančių vartotojų, *Facebook* statusų atnaujinimas nėra itin naudojama funkcija, taigi šio indekso pritaikymo tikslumas dabartinei rinkos situacijai būtų abejotinas.

Twitter įrašuose pateiktos informacijos reikšmingumas priklauso nuo to, kiek daug vartotojų perskaito įrašą, tad daugiausia sekėjų turinčios paskyrą gali turėti didžiausią įtaką kitiems vartotojams, kaip ir jų finansiniams sprendimams. Taigi, papildomai, kad būtų įvertinta ir pasiekiamumo įtaka Nofer et al. (2015) įvedė ir koreguotą svertinį SMI indeksą:

$$WSMI = \frac{Teigiama\ nuotaika \times Sekėjų\ skaičius}{Teigiama\ nuotaika \times Sekėjų\ skaičius + Neigiama\ nuotaika \times Sekėjų\ skaičius} \quad (2.2)$$

Panaudojant Vokietijos DAX indekso dienos grąžos bei išvestų indeksų duomenis mažiausių kvadratų metodu paskaičiuojami koeficientai bei sudaroma regresinė lygtis.

Nofer et al. (2015) rezultatai rodo, jog naudojant įprastą SMI indeksą jokio reikšminga sąryšio nerasta ir toks modelis visai negalėtų būti tinkamas prognozei. Atveju, kai vertinamas ir įrašų pasiekiamumas, gautas įrodymas, jog modelis gali nuspėti akcijų grąžas, o WSMI indekso augimas kartu reiškia ir DAX indekso vertės augimą kitą prekybos akcijomis dieną, o efektas pastebimas visu analizuojamu laikotarpiu.

Apžvelgiant *Twitter* platformos duomenų tinkamumą prognozavimui matoma, jog moksliniuose tyrimuose nėra vieningos nuomonės. Kaip priežastis, dėl ko skiriasi tyrimų tikslumas galima įvardinti besikeičiančią akcijų rinkų bei socialinę dinamiką, technologinę bei ekonominę aplinką. Interneto prieiga ir socialinių tinklų vartotojų skaičius yra nuolat augantis, tad duomenų kiekis vis didėja, o prie to prisideda ir COVID-19 pandemijos metu įvesti apribojimai, kurie sumažino galimybes gyventi pilnai socialų gyvenimą. Kitas faktorius – tinkamas rinkos pasirinkimas. JAV akcijų rinka susidomėjimas yra didesnis nei bet kuria kita akcijų rinka, taip pat šalyje *Twitter* platforma yra itin populiari, o didžioji dalis gyventojų turi prieigą prie socialinių tinklų, tad galima daryti prielaidą, jog šiame projekte nagrinėjamomis aplinkybėmis socialinės medijos duomenimis besiremiantis modelis bus tikslesnis, nei apžvelgtų mokslinių tyrimų atveju.

2.2.3. „Google“ paieškos panaudojimas akcijų kainų prognozei

Vienas iš įrankių, kuriuo galima išgauti naudingos informacijos iš socialinių tinklų ir ją panaudoti akcijų prognozei yra *Google trends*. Šio įrankio pagalba įgauna vis didesnę vertę, ypač kalbant apie vertybinių popierių kainų prognozes. Tai ypač sustiprina didžiųjų duomenų prieinamumas ir vystymasis, kuris suteikia realaus laiko informaciją ir tai palengvina investicinių sprendimų priėmimą. Ieškojimas internete informacijos prieš investicinius sprendimus investuotojams tapo įprasta praktika, taigi vertybinių popierių dinamika gali būti priklausoma nuo internete esančios informacijos.

Vieną iš sprendimų, kaip panaudoti *Google Trends* įrankį kainų prognozei pasiūlė A. Salisu et al. (2020). Jie tyrime naudoja autoregresinį ARDL (*autoregressive distributed lag*) modelį.

Yra ir pavyzdžių kaip buvo ieškoma koreliacijos tarp akcijos gražos ir *Google* paieškos apimčių, tačiau ne visais atvejais pavykta rasti reikšmingą ryšį (Preis at al. (2010)). Nepaisant to, Salisu et al. (2020) atliktais tyrimais buvo įrodyta, jog paieškos duomenys gali būti naudojami prekybos apimčių prognozei. Preis at al. (2013) nagrinėjo ar paieškoje naudojamų su finansais susijusių raktažodžių apimtis galėtų nuspėti rinkos judėjimus ir išsiaiškinta, jog tam tikrais periodais naudojant dalį specifinių raktažodžių tokia strategija gali aplenkėti pagrindinį rinkos indeksą daugiau nei 310% per 7 metų laikotarpį.

Laurens Bijl et al. (2016) tyrė ar kompanijos pavadinimo *Google* paieškos rezultatai gali būti naudojami savaitinei akcijos gražos prognozei. Laurens Bijl at al. (2016) naudoja regresinį modelį kuriame lygties priklausomas kintamasis yra perteklinė graža. Sudarytame modelyje Laurens Bijl at al. (2016) pastebi, jog didžiausias *Google* paieškų efektas gražoje stipresnis yra kriziniu laikotarpiu, t.y kai finansų rinka ir akcijų kaina nėra stabili, taigi šio tyrimu atveju *Google* paieškos įtaka didesnė turėtų būti jau prasidėjus pandemijai, o kai rinka yra stabilesnė paieškos nėra reikšmingas faktorius. Taip pat išaiškinta, jog sąryšis tarp *Google* paieškų ir akcijos gražos yra didesnis nei tarp gražos ir akcijos prekybos apimčių, tačiau praeities gražų rezultatai ir akcijos kainos kintamumas yra geresni parametrai prognozuojant. Naudojant modelį akcijų rinkos prognozei pagal atsitiktinius raktažodžius kaip sergamumas ir pan. reikšmingo sąryšio nerasta ir toks modelis bent jau nagrinėtu laikotarpiu nėra tinkamas. Vertinant modelio panaudojimą kaip investavimo strategijos, rezultatai rodo, jog nevertinant transakcijų kainos strategija gali būti pelningesnė nei tiesiog investuoti į rinkos indeksą, tačiau priskaičiuojant transakcijų kainas modelis nebūtų veiksmingas. Taigi, Bijl et al. (2016) pateiktas modelis patvirtinta, jog *Google* paieškos rezultatai gali būti naudojami prognozei, tačiau tikslumas itin priklauso nuo laikotarpio ir situacijos rinkoje.

Preis et al. (2013) taip pat ištyrė, jog atlikti tyrimams su *Google* paieška tikslingiausia yra naudoti būtent JAV duomenis, o kitų šalių investuotojų paieškų rezultatai modeliui nėra taip gerai tinkami. Tai grindžiama tuo, jog JAV yra didžiausia koncentracija investuotojų, kurie investuoja į JAV finansų rinkos instrumentus ir būtent į S&P 500 esančias akcijas

Didelė dalis visuomenės kai nori sužinoti atsakymą į jiems rūpimą klausimą, ar kai ieško su tam tikra tematika (pvz. akcijomis) susijusios informacijos, naudoja *Google* paiešką. Tai *Google Trends* padaro galingu įrankiu, kuris gali atspindėti visuomenės susidomėjimą konkrečiomis akcijomis ar bendrai investicijomis, o tai net jei ir negarantuoja, jog bus gauta santykinai tiksli akcijų kainų prognozė, gali padėti numatyti besikeičiantį kintamumą (*volatility*), kas taip pat yra svarbus rodiklius vertinant akcijų rinkos dinamikos pokyčius.

2.2.4. Makroekonominių žinių įtaka akcijų kainoms

Finansų žinios, akcijų biržos pranešimai, korporacijų pranešimai, analitikų prognozės – visa šio tipo informacija turi aiškiai įtaką akcijų rinkoms ir gali lemti juose esančius pokyčius. Caporale et al. (2016) išanalizavo kokią įtaką akcijų rinkoms gali turi spaudoje skelbiama makroekonominė informacija. Tyrimas yra paremtas VAR-GARCH matematiniu modeliu. Caporale et al. (2016) naudoja informaciją iš antraščių, kurios yra susijusios su BVP, nedarbo pokyčiais, mažmenine prekyba ir ilgalaikio vartojimo prekėmis ir atitinkamai antraštės yra skirstomos į pozityvias arba

negatyvias. Surinkus naujienas ir paskaičiavus kokią dalį jos sudaro išvedamas pozityvių (negatyvių) naujienų indeksas (NI):

$$NI = \ln[e + \text{vietinės reikšmės pozityvios(negatyvios) naujienos} + \text{tarptautinės reikšmės pozityvios(negatyvios) naujienos}] \quad (2.3)$$

Atliekant tyrimą akcentuota, jog kriziniais laikotarpiais negatyvių žinių skaičius yra gerokai didesnis nei įprastu laikotarpiu, tačiau palaipsniui kiekvienais metais visų žinių kiekis bendrai tapo vis didesnis, kas gali reikšti, jog investuotojai ir bendrai visuomenė po krizių daugiau pradėjo domėtis naujienomis, todėl padidėjus žinių paklausai atsirado ir daugiau straipsnių.

Caporale et al. (2016) tyrimo rezultatai rodo, jog tiek teigiamos tiek neigiamos žinios visais atvejais turi reikšmingą poveikį akcijų gražoms. Akcijų rinkos yra ypatingai jautrios negatyvioms žinioms, o bendrai rinkos reakcija į žinias stipriai išauga kriziniu laikotarpiu. Kintamumas žiniuose reikšmingai veikia ir akcijų gražas ir kintamumą, bet dažnesniu atveju didesnis nepastovumas siejasi su akcijų rinkų smukimu. Autoriai taip pat pamėgino įvertinti atvirkštinį sąryšį, kaip akcijų rinkos rezultatai veikia pokyčius tarp teigiamų ir neigiamų žinių, tačiau statistiškai reikšmingo įrodymo gauti nepavyko. Apibendrinant, priežastimi, kodėl apskritai egzistuoja sąryšis tarp žinių ir akcijų rinkų, galima laikyti investuotojų psichologiją.

Caporale et al. (2016) taip pat akcentuoja, jog žinių poveikis gali priklausyti atitinkamai nuo egzistuojančio verslo ciklo: teigiamos žinios apie nedarbą teigiamai veikia akcijų kainas per recesiją, tačiau neigiamai gali veikti ekspansiniu laikotarpiu. Taip pat priklausomai nuo laikotarpio gali kisti ir skirtingų žinių svarba: pandemijos laikotarpiu daugiausiai įtakos turės su ja susijusi informacija, o štai pvz. esant didelei infliacijai realu, jog daugiausiai bus laukiama žinių apie palūkanų normos pokyčius.

Visai, kaip ir Caporale et al. (2016), tokį pat tyrimą apie laikraščiuose skelbiamų makroekonominių žinių įtaką JAV akcijų rinkai atliko ir Birt ir Lott (2011). Autoriai savo tyrime žinias tik klasifikuoja ne į dvi kategorijas (teigiamas ir neigiamas), bet į keturias: pozityvios, negatyvios, maišytos, neutralios, o pačiame tyrime panaudojama regresinė analizė. Rezultatai taip pat parodo, jog iš visų naujienų reikšmingiausios akcijų rinkos pokyčiams yra tos, kurios susijusios su BVP ar nedarbo lygiu. Birt ir Lott (2011) taip pat akcentuoja verslo ciklą svarbą ir pabrėžia, jog vienodos žinios skirtingu laikotarpiu gali turėti skirtingą įtaką akcijų rinkoms, taigi vertinant žiniasklaidos įtaką rekomenduoja naudoti ir ciklą apibrėžiančius kintamuosius.

Birt ir Lott (2011) makroekonominių žinių efektą akcijų rinkoms aiškinama per investuotojų lūkesčius apie būsimą ekonominę aktyvumą, kadangi ekonominės sąlygos gali paveikti pinigų srautus ir tuo pačiu dividendus bei pačias akcijų kainas, tad investuotojai gali nususukti.

Birt ir Lott (2011) kaip silpnybę spaudos šaltinių panaudojimo akcijų kainų prognozavimui įvardina tai, jog žurnalistai rašydami straipsnius jau gali būti paveikti žinių ir tos dienos pokyčių akcijų rinkoje, be to, jei straipsnis bus rašomas dienos eigoje, realu, jog laikraštis pasirodys tik kitą dieną ir duomenys bus vėluojantis, tad iš šios pozicijos socialinės medijos tinklai atrodo patrauklesnė opcija kaip duomenų šaltinis.

Nagrinėti tyrimai rodo, jog makroekonominės žinios gali būti reikšmingos bandant paaiškinti akcijų rinkų dinamiką, tačiau jas naudojant visad reikėtų įsivertinti verslo ciklą fazę – jei bandoma

prognozuoti akcijų pokyčius ilgesniu laikotarpiu reikia turėti omenyje, jog šių žinių poveikis gali būti kintantis. Taip pat duomenų renkamų iš spaudos panaudojimas taip pat gali versti abejoti tikslumu dėl laiko tarpo tarp realaus makroekonominio fakto ir informacijos pasirodymo laikraštyje.

2.2.5. Politinių ir verslo žinių įtaka akcijų kainoms

Al-Maadid et al. (2020) atliko tyrimą kuriame pamėgino išsiaiškinti kokį poveikį akcijų rinkoms gali turėti politinės ir verslo žinios ir tam tikslui panaudojo netiesinį, kintantį Markovo ekonometrinių modelių. Tokio modelio privalumas yra tas, jog jis leidžia išskirstyti periodus pagal žemą ir aukštą akcijų grąžą, o vieno periodo grąžos yra visiškai nepriklausomos nuo prieš tai buvusio, o tos pačios žinios skirtingais periodais gali turėti skirtingą poveikį. Kalbant iš techninės pusės, tam kad būtų išanalizuoti dinaminiai sąryšiai tarp laikraštyje pateiktų naujienų (politinių ir verslo) ir akcijų rinkos grąžos, sudaromas modelis leidžiantis atitinkamai nuo akcijų rinkos būsenos naudoti skirtingus vidurkio ir variacijos parametrus. Iš Markovo grandinių modelio tyrime apibrėžiamas taip:

$$r_t = \mu(s_t) + \sum_{m=1}^2 \varphi_m r_{t-m} + \alpha(s_t)NPN_{t-1} + \beta(s_t)NBN_{t-1} + C_{t-1} + \sigma(s_t)\varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0,1) \quad (2.4)$$

$$\mu(s_t) = \sum_{low}^{high} \mu^{(k)} \mathbf{1}\{s_t = k\}, \alpha(s_t) = \sum_{low}^{high} \alpha^{(k)} \mathbf{1}\{s_t = k\} \quad (2.5)$$

$$\beta(s_t) = \sum_{low}^{high} \beta^{(k)} \mathbf{1}\{s_t = k\}, \sigma(s_t) = \sum_{low}^{high} \sigma^{(k)} \mathbf{1}\{s_t = k\}, (t \in T) \quad (2.6)$$

, kur r_t – rinkos indekso grąža, NPN_{t-1} – neigiamos politinės žinios,

NBN_{t-1} – neigiamos verslo žinios,

C_{t-1} – papildomi kontroliniai kintamieji,

s_t – akcijų rinkos būsena laikotarpiu t , ε_t – paklaida

$\sigma(s_t)$ – variacija būsenoje s_t , $\mu(s_t)$ – vidurkis,

φ_m – autoregresinė konstanta

$\alpha(s_t), \beta(s_t)$ – žinių poveikio koeficientai

Markovo grandinėje naudojamos dvi būsenos: aukštos akcijų grąžos (*high*) ir žemos grąžos (*low*) ir remiantis istoriniais duomenimis paskaičiuojamos kiekvieno atvejo ir atvejų kombinacijų tikimybės. Kaip papildomus kontrolinius kintamuosius Al-Maadid et al. (2020) modelyje siūlo naudoti makroekonominis rodiklius, naftos kainas, palūkanų normą, VIX kintamumo indeksą.

Al-Maadid et al. (2020) negatyvius žinių (verslo ir politikos) indeksą išvedė skaičiuojant visą esamų pranešimų skaičių, tada atrinkus kurios žinios gali turėti neigiamą poveikį ir paskaičiuojant šių dvejų kintamųjų santykį. Priežastis, kodėl tyrime vertinama neigiamų, o ne teigiamų žinių įtaka, yra ta, jog pagal kitus tyrimus (Caporale et al, 2018) gauta, jog būtent neigiamos žinios labiau veikia akcijų grąžas. Autoriai taip pat pažymi, jog negatyvios žinios įprastai sudaro mažą dalį visų žinių kiekio (retai viršija 20%), tačiau šis rodiklis gali kisti priklausant nuo tiriamos akcijų rinkos ir tiriamojo laikotarpio, o ypač pandemijos laikotarpiu realu, jog negatyvių žinių dalis gali būti ir didesnė. Al-Maadid et al. (2020) taip pat pažymi, jog negatyvios politinės žinios turi didesnę nepastovumą, nei verslo žinios (t.y. situacija versle yra pastovesnė ir lėčiau kintama nei politikoje). Atliktame tyrime

taip pat pastebima, jog verslo ir polinės naujienos tarpusavyje yra koreliuojančios, taigi galima formuoti išvadą, jog prastėjant politiniai situacijai tuo pačiu prastėja ir verslo situacija.

Al-Maadid et al. (2020) rezultatai indikuoja, jog daugiausiai įtakos akcijų rinkų indeksams turi neigiamos verslo žinios, ypač jeigu jos yra susijusios su didesnėmis rinkomis ar tarptautinio masto. Nacionalinės reikšmės neigiamos žinios didesnę poveikį turi didesnėse rinkose, kai mažose rinkose poveikis nėra toks didelis. Kalbant apie politines žinias iš atliktų tyrimų sudėtinga rasti statistiškai reikšmingą poveikį, nepaisant fakto, jog pačios žinios tarpusavyje ir yra koreliuojančios. VIX indekso ar palūkanų normos pokyčio įtraukimas akcijų kainų prognozei turi didesnę prognozuojamąją galią nei politinės žinios, tačiau reikia įvertinti, jog Al-Maadid et al. (2020) tyrime naudojami duomenys yra 2010-2018 metų, o jeigu pandemijos laikotarpiu priimtus politinius sprendimus traktuosime kaip žinias, realu, jog bus gautas visiškai kitoks rezultatas. Vienas iš galimų iššūkių vertinant politinių žinių įtaką akcijų kainų dinamikai yra tų žinių klasifikavimas. Nemažą dalį politinių sprendimų gali būti sudėtinga priskirti prie teigiamų ar neigiamų, nes jie gali turėti ir teigiamų ir neigiamų rezultatų, be to visuomenės (tuo pačiu ir investuotojų) požiūris gali būti labai skirtingas dėl jų asmeninių įsitikinimų, taigi prieš klasifikuojant politines žinias į teigiamas ir neigiamas racionalu būtų labai gerai išsianalizuoti šalyje vyraujančią politinę atmosferą.

2.2.6. Televizijoje transliuojamų žinių įtaka akcijų kainoms

Nepasaint populiarėjančių internetinių laidų ir kanalų televizija vis dar sugeba išlaikyti reikšmingą vaidmenį kaip informacijos šaltinis. Pasak *The Nielsen Total Audience Report* ataskaitos duomenis JAV įprastas gyventojas vidutiniškai praleidžia 4.45 valandų per dieną žiūrėdamas televiziją ir bendrai skiria daugiau nei pusę savo laisvo laiko, o didžioji dalis gyventojų televiziją laiko geriausiu informacijos šaltiniu. Prasidėjus pandemijai šie skaičiai tik augo dėl gyventojų ribotumo užsiimti kitomis veiklomis, tad televizijos įtaka turėjo visas galimybes dar padidėti.

Engelberg et al. (2012) atliko tyrimą, kuriame pamėgino iširti kaip televizijos laidoje pateiktos akcijų rekomendacijos realiai veikia akcijas ir pastebėta, jog esminis poveikis – momentinis išaugęs susidomėjimas. Liaukonyte ir Žaldokas (2022) analizavo kaip realaus laiko TV reklamos veikia akcijų rinkas ir jų rezultatai leidžia teigti, jog reklamos pagrinde daro įtaką padidėjusioms ar pakitusioms investuotojų internetinėms finansinės informacijos paieškoms, o aktyvumas biržoje daugiausiai padidėja tarp individualių investuotojų.

Moller ir Reichamn (2023) atliko tyrimą, kuriame vertino ar su COVID-19 susijusios TV naujienos gali turėti akcijų grąžai. Tyrime nagrinėjami įrašai su COVID-19 paminėjimais didžiausiuose JAV televizijos kanaluose pirmąsiais pandemijos metais. Autoriai žinias suskirstė į 7 skirtingas tematikas: akcijų rinka, visuomenės sveikata, reljefas, prevencija, politika, ekonomika, atsistatymas. Rezultatai rodo, jog 4 iš 7 tematikų yra statistiškai reikšmingos prognozuojant akcijų rinkos reakciją sekančią dieną, o nuolatinis ir didžiausias efektas būtent pastebimas politinėje ir visuomenės sveikatos tematikose.

Moller ir Reichamn (2023) taip pat aiškina, jog TV žinių įtaka priklauso ir nuo skirtingų industrijų. Teigiamas ryšys rastas tarp su akcijų rinka siejamų temų ir kitos dienos akcijų grąžų telekomunikacijos, didmeninės bei mažmeninės prekybos, sveikatos ir finansų sektoriuose. Neigiamas sąryšis tarp akcijų grąžų ir naujienų televizijoje daugiau būdingas toms akcijoms, kur įmonės labiau orientuotos į tarptautinę prekybą.

Taip pat pasak Moller ir Reichamn (2023) COVID-19 žinios veikia ne vien akcijų gražas, bet ir prekybos apimtis bei kintamumą. Rasta, jog naujienos, kuriose minimas vakcinavimas arba potencialus atsistatymas, padidina kitos dienos prekybos akcijomis apimtis, o žinios apie visuomenės sveikatos problemas įprastai prognozuoja padidėjusį rinkos nepastovumą.

Moller ir Reichamn (2023) tyrime vertinamas tokių žodžių paminėjimas, kaip „koronavirusas“, „COVID“, „virusas“, „infekcija“, „užsikrėtimai“ ir informacija renkama iš televizijos kanalų, kurie labiau orientuoti į finansines žinias (*CNBC, Fox Business, Bloomberg*).

Taip pat polinių ir ekonominių žinių efektas įprastai yra išsilaiko ilgesnį laiką ir tyrime nėra jokio reikšmingo įrodymo, jog kainos palaipsniui grįžtu į prieš tai buvusią poziciją. Neigiamos poveikis sukeltas visuomenės sveikatos žinių taip pat nėra lengvai atsistatantis, taigi iš šių žinių gaunama informacija iš esmės yra tinkama investuotojams priimant investavimo sprendimus. Tuo tarpu kalbant apie žinias, kurios yra tiesiogiai susijusios su akcijų rinkomis, jų sukeltas teigiamas poveikis beveik visiškai išnyksta per tris dienas, o tai reiškia jog TV naujienos apie akcijų rinkas iš esmės neperteikia jokios naudingos fundamentalios informacijos, o tik sukelia trumpalaikį kainos kilimą kuris varomas padidėjusio susidomėjimo. Nepaisant to, galima teigti, jog TV žinios apie akcijų rinkas grąžino investuotojams susidomėjimą po pandemijos pradžioje įvykusios rinkos griūties ir tokiu būdu teigiamai paveikė akcijų kainas net ir nesuteikiant jokios fundamentaliai vertingos informacijos.

Moller ir Reichamn (2023) taip pat akcentuoja, jog dėl fakto, kad pandemija ne visus sektorius paveikė vienodai, investuotojai galėjo susikoncentruoti tik ties tam tikromis pramonės šakomis. Didžiausia įtaka pastebėta telekomunikacijos, didmeninės ir mažmeninės prekybos, sveikatos apsaugos ir finansų institucijų sektoriuose, tačiau tai gali būti ne dėl žiniasklaidos įtakos, o dėl šių sektorių padidėjusios svarbos pandemijos laikotarpiu. Neigiamas politinių TV žinių poveikis daugiausia pastebimas intensyvios produkcijos sektoriuose, kaip apdirbamoji pramonė, ilgalaikio vartojimo prekės, telekomunikacija, mažmeninė prekyba (kuri stipriai priklauso nuo gamybos). Kadangi išvardinti sektoriai įprastai yra labiau priklausomi nuo tarptautinės prekybos, investuotojai gali TV naujienose skelbiamas naujienas apie esančią politinę įtampą traktuoti kaip padidėjusios rizikos signalą. Tiesa, neigiama politinių žinių įtaka labiau siejama ne su pandemija, o su diplomatiniais santykiais tarp JAV ir Kinijos.

Apibendrinant televizijos žinių įtaką akcijų rinkoms galima teigti, jog poveikis yra reikšmingas, ypač jeigu šalies gyventojai linkę daug laiko praleisti prie televizijos. Poveikis taip pat priklauso nuo to, kokio tipo informacija žiniose yra skleidžiama, į ką ji orientuota, be to, akcijos skirtingose pramonės sektoriuose į tas pačias naujienas taip pat reaguoja skirtingai. Žinoma, nėra garantijos, jog televizijos žinių įtaką tikrai tiesiogiai veikia akcijų rinkų dinamiką: apart žinių yra ir skirtingų informacijos šaltinių kuriuose galima rasti tą pačią informaciją ir investuotojai galimai naudojami tais kitais šaltiniais, tačiau egzistuojantis TV naujienų ir akcijų kainų sąryšis leidžia tokį modelį naudoti kaip būdą prognozuoti būsimus akcijų kainų pokyčius.

2.2.7. Įmonių vadovybės pateikiamų žinių įtaka akcijų kainai

Kitas iš žinių šaltinių, kurie gali būti naudojami prognozuoti akcijų rinkų pokyčius taip pat yra įmonių vadovų teikiamos ataskaitos. Xu et al. (2022) atliko tyrimą, kuriame buvo vertinamas mėnesinių naujienų įmonės vadovų sentimentas, kur buvo remiamasi būtent vadovų ataskaitų duomenimis.

Tyrime vadovų naujienomis besiremiantis sentimentas yra skaičiuojamas rinkos lygmeniu. Kaip ir kituose straipsniuose (Caporale et al. (2016), Hai et al. (2015)) jau pastebėta, įprasta, jog sentimentas yra skirstomas į pozityvų, negatyvų ir neutralų. Kadangi tyrime nuspręsta atlikti prognozę ne individualių akcijų lygmeniu, tai visa teikiama skirtingų įmonių valdybos informacija yra agreguojama. Xu et al. (2022) taip pat pažymi, jog mažos korporacijos įprastai yra jautresnės bet kokiai pateikiamai informacijai, nei didelės.

Tyrime rasta, jog vadovų sentimentas (SM) reikšmingai gali padidinti akcijų grąžų prognozuojamumą ir neigiamai paveik ir sėkmingai prognozuoti ypatingai neigiamas grąžas. Autoriai sentimentą panaudoja kaip kintamąjį regresinėje ir tokiu būdu atlieka prognozę.

Pagal elgsenos finansų teoriją, teigiama ar neigiama žinių įtaka gali įtakoti tai, jog investuotojai klaidingai pradės vertinti fundamentalius veiksnius ir investavimas taps labiau spekuliacinio požiūrio.

Įmonių vadovai atlieką reikšmingą vaidmenį formuojant įmonės įvaizdį, kadangi yra pagrindiniai atstovai spaudai, taigi kiekvienas jų žodis gali tiek teigiamai tiek neigiamai prisidėti prie investuotojų sprendimų priėmimo ir taip nulemti savo įmonės akcijų kainų pokytį rinkoje. Taigi, priklausomai nuo to, kokią informaciją vadovai perteiks savo pranešimuose, įmonės akcijos gali būti arba pervertintos, arba per daug nuvertintos.

Xu et al. (2022) žinias iš įmonių atstovų skirsto į teigiamas ir neigiamas ir atsižvelgiant į tai pateikia įmonės žinių sentimentą formuluotę:

$$S_t^M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_{i,t}^{M_i} \quad (2.7)$$

$$S_t^{M_i} = \frac{\text{žinios}_{i,t}^{poz} - \text{žinios}_{i,t}^{neg}}{\text{žinios}_{i,t}^{poz} + \text{žinios}_{i,t}^{neg}} \quad (2.8)$$

čia

$\text{žinios}_{i,t}^{poz}$, $\text{žinios}_{i,t}^{neg}$ – – pozityvios ir negatyvios žinios

S^M – sentimentas, N – įmonių skaičius, t – mėnesis, i – įmonė.

Apskaičiavus įmonių vadovų žinių sentimentą išvedama vieno ir keltos kintamųjų regresinės lygtys:

$$R_{t \rightarrow t+h} = \alpha + \beta S_t^M + \varepsilon_{t+1} \quad (2.9)$$

$$R_{t \rightarrow t+h} = \alpha + \gamma Z_t^h + \varepsilon_{t+1} \quad (2.10)$$

$$R_{t \rightarrow t+h} = \alpha + \beta S_t^M + \gamma Z_t^h + \varepsilon_{t+1} \quad (2.11)$$

$R_{t \rightarrow t+h}$ – kaupiamoji perteklinė grąža, α, β, γ – konstantos, ε – paklaida,

Z_t^h – papildomi finansiniai roikliai

Xu et al. (2022) tokią metodiką pasirinko siekiant išaiškinti, kas labiau tinka prognozuoti akcijų grąžas -žinių informacija ar finansiniai rodikliai – ir tuo įvertinti koks yra efektas, jeigu naudojama ir tas ir tas.

Rezultatai rodo, jog žinių sentimentas reikšmingai neigiamai veikia akcijų rinkų grąžas ir indikuoja, jog kuo didesnis vadovų žinių sentimentas – tuo akcijų grąžos yra mažesnės. Nors finansiniai rodikliai (Nuosavybės grąža, akcijos grąžos ir kainos santykis) taip pat gali reikšmingai prognozuoti akcijų grąžas, regresinėje lygtyje naudojant tiek sentimentą tiek rodiklius sentimentas išlieka reikšmingas komponentas, tad galima teigti, jog populiarūs rodikliai ne pilnai paaiškina akcijų kainos judėjimą. Taip pat pabrėžiama, jog esant dideliame sentimentui modelis sugeba prognozuoti grąža ilguoju laikotarpiu ir prognozė yra tikslesnė, tačiau esant mažam sentimentui to padaryti negalima. Dėl šios priežasties atlikti prognozės vien remiantis sentimentu nebūtų tikslinga.

2.2.8. COVID-19 žinių įtaka pokyčiams akcijų rinkoje

Makroekonominė, politinė ar su investuotojų emocijomis susijusi informacija buvo reikšmingais faktoriais akcijų rinkose jau ilgą laiką, tiesiog duomenų gausa ir technologinė pažanga dabar leidžia tinkamiau įvertinti realų sąryšį. Visai kitokia situacija yra kalbant apie COVID-19 žinių įtaką. Nuo niekam nežinomos ligos pavadinimo iki daugiausiai dėmesio susilaukiančios tematikos – tai pasiekta buvo akimirksniu, tad realu jog ši informaciją daugiau ar mažiau formavo investuotojų požiūrį.

Al-Awadhi et al. (2020) tyrė COVID-19 poveikį akcijų rinkoms ir naudojant panelinę regresiją buvo vertinama dieninių susirgimų ir mirčių įtaka akcijų grąžai. Autorių išvestas modelis pateiktas (2.12) formulėje:

$$DR_t = \alpha_0 + \alpha_1 C19_{t-1} + \beta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.12)$$

čia

DR – akcijos grąža

$\alpha_0, \alpha_1, \beta$ – regresinės lygties koeficientai

$C19$ - COVID-19 naujų atvejų (arba mirčių) skaičius

X – dienos akcijos rinkos kapitalizacijos logaritmo ir akcijos buhalterinės ir rinkos vertės santykio vektorius

ε – sisteminė paklaida

t - laikotarpis

Al-Awadhi et al. (2020) rezultatai indikuoja, jog suminės akcijų grąžos yra neigiamai susijusios tiek su patvirtintų atvejų tiek su mirčių atvejais, o naujiems susirgimų atvejams bei mirtims mažėjant pastebimas akcijų kainų augimas, tad abejais atvejais egzistuoja neigiama koreliacija. Taip pat statistiškai reikšmingas ryšys egzistuoja atliekant tyrimus tiek individualių akcijų tiek akcijų rinkos indekso lygmeniu. Tiesa, pagal išvestą modelį nagrinėjant skirtingus pramonės sektoriaus gauta, jog IT, medicinos bei apdirbamosios pramonės sektoriai generavo pastebimai geresniu rezultatus nei likusi rinka. Kitas skirtumas pastebimas skirstant įmones į mažos ir didelės rinkos kapitalizacijos: pastebėta, jog didelės kapitalizacijos akcijos patiria daug didesnę neigiamą poveikį grąžoms nei mažos kapitalizacijos. Taigi, Al-Awadhi et al. (2020) tyrimo rezultatai indikuoja, jog modelis besiremiantis COVID-19 užsikrėtimų ir mirčių atvejais gali būti tinkamesnis nagrinėjant didesnių įmonių akcijų, ypač IT ir medicinos sektoriuje, dinamiką, kadangi jos yra jautriausios epideminės situacijos pokyčiams.

Salisu ir Vo (2020) panaudojo panelinius duomenis vertinti kokį reikšmingumą akcijų rezultatui gali turėti su sveikata susijusios žinios. Pastebėta, jog akcijų grąžoms egzistuoja statistiškai reikšmingas neigiamas poveikis, o kuo daugiau informacijos apie sveikatos sutrikimus pranešta – tuo rinkos veikiama stipriau. Taip pat Salisu ir Vo (2020) parodė, jog šalyse, kuriose yra didelis COVID-19 sergamumas, sveikatos naujienų integravimas į akcijų kainų prognozavimą gali padėti sugeneruoti geresnius rezultatus. Taigi, sveikatos žinių panaudojimas pandemijos laikotarpiu gali padėti tiksliau numatyti kintančią dinamiką.

Corbet et al. (2020) atskleidžia, jog egzistuoja neigiamas poveikis toms įmonėms, kurios turi panašius su pandemija asocijuojančius pavadinimus. Akhtaruzzaman et al. (2020) tuo tarpu pastebi, jog šalių, kurios yra G7 narės, akcijų rinka prasidėjus pandemijai patiria tarpusavyje išaugusią koreliaciją. Zhang et al. (2020) savo darbe taip pat patvirtina faktą, jog tiriant koreliaciją tarp 12 didžiausių akcijų biržų vos Pasaulio Sveikatos Organizacijai (ang. *World Health Organization*) paskelbus apie COVID-19 pradžią matomas didžiulis tarpusavio koreliacijų padidėjimas.

Cosmin Octavian Cepoi (2020) ištyrė akcijų rinkos reakciją į koronaviruso naujienas tose šalyse, kur virusas buvo labiausiai paplitęs. Poveikiui vertinti yra naudojamas panelinis regresijos modelis, o tyrimo rezultatai parodo, jog egzistuoja asimetrinis priklausomumas tarp COVID-19 informacijos ir akcijų rinkos.

Žemiau esančioje lentelėje išskirti rodikliai, kuriuos Cosmin Octavian Cepoi (2020) naudoja modelyje kaip galinčius prognozuoti akcijų rinkų tendenciją:

2 lentelė. COVID-19 žiniasklaidos rodikliai

Kintamasis	Apibūdinimas
Akcijų rinkos grąža	Priklausomas regresinės lygties kintamasis, kurio sąryšis ir yra tiriamas su kitais
Panikos indeksas (PI)	Matuojamas lygis žinių, kurios siejamos su panika, isterija ir COVID-19
Žiniasklaidos "užsidegimo" (angl. <i>Hype</i>) indeksas (HY)	Matuoja santykį tarp visų žinių ir susijusiomis su koronavirusu
Melagingų naujienų indeksas (FNI)	Matuojamas lygis, kiek su pandemija susijusios informacijos yra neteisinga ar klaidinanti
Šalies sentimentų indeksas (CSI)	Matuoja sentimentų lygį nuo neigiamų iki pozityvių žinių susijusių su COVID-19
Užkrato indeksas (CTI)	Procentine išraiška įvertina, kiek konkrečiai kompanija ar šalis minima žiniasklaidoje kartu su COVID-19
Medijos padengimo indeksas (MCI)	Procentine išraiška įvertina, kokia dalis visų žiniasklaidos šaltinių pagrindinė tema mini COVID-19

Pagal Cosmin Octavian Cepoi (2020) gautus rezultatus melagingos naujienos normaliomis rinkos sąlygomis demonstruoja neigiamą netiesiškai priklausomą poveikį akcijų grąžoms. Taigi patvirtinama kitų autorių (Allcott and Gentzkow, 2017) teorija apie didėjančią melagingos informacijos reikšmingumą akcijų rinkoms. Tačiau kai akcijų rinka elgiasi neįprastai (generuoja išskirtinai dideles

grąžas ar nuostolius) šios žinios praranda savo svorį. Žiniasklaidos padengimo indeksas (MCI) rodo neigiamą ir monotoniškai mažėjantį sąryšį pradedant vidutinėmis akcijų grąžomis ir joms kylant, kas tai pat patvirtina, jog platus informacijos skleidimas veikia akcijų grąžas. Užkrato indeksas (CTI) indikuoja, jog kuo daugiau informacijos susijusios su pandemija – tuo mažesnė tikėtina grąža.

Gaina et al. (2022) tiria kaip skiriasi globalių ir lokalių su COVID-19 susijusių faktorių reikšmingumas akcijų rinkoms. C.Gaina et al. (2022) ištyrė, jog globalios žinios geriau paaiškina akcijų rinkų kintamumą nei lokali. Tyrimas teigia, jog rinkų pokyčiai yra labiau surišti su globalios ekonomikos pokyčiais, nei su pokyčiais vietinėje rinkoje, o kaip viena iš to priežasčių galimai yra padidėjusi skirtingų finansų rinkų integracija į globalią rinką. Taip pat galima teigti, jog kadangi pandemija globali, tai tikimasi kad kas nutiko vienoje rinkose, gali patekti ir į kitas rinkas. Matavimams autoriai naudojo vektorinį autoregresinį modelį. Gaina et al. (2022) rezultatai parodė, kad prieš pandemiją akcijų rinkos buvo paveikiamos tiek lokaliomis tiek globalios žiniasklaidos, tiesa mažiau išsivystančios ar besivystančios šalys turi didesnę priklausomumą nuo lokalių faktorių, o geriau išsivysčiusios – nuo globalių. Ši situacija pasikeitė po 2020, kai visose rinkose vietinių faktorių reikšmingumas sumažėjo. Kaip minėta, pagrindinė priežastis – finansinė integracija per pandemiją padidėjo ar bent jau tikimasi, kad taip bus, tačiau tam trūksta dar naujų duomenų.

Vertinant COVID-19 įtaką akcijų rinkos dinamikai svarbu išsiaiškinti ne tik kaip buvo paveikta grąža, bet ir kintamumas. Ftiti et al. (2021) aiškinosi, kaip ne fundamentalios su COVID-19 susijusios žinios paveikė akcijų kainų kintamumą ir likvidumą pandemijos pradžioje ir tam panaudojo kvantilinę regresiją. Tyrimas aiškinasi, kokia akcijų rinkos reakcija į naują su pandemija susijusią informaciją.

Kintamumas tyrime skaičiuojamas dvejomis metodikomis: absoliučios dienos grąžas ir kvadratinės grąžos. Akcijų grąžos yra logaritminis kainų skirtumas.

Ftiti et al. (2021) sudarytas modelis vertinti kintamumui (Vol) atrodo taip:

$$Vol_t = \alpha + \alpha_1 Vol_{t-1} + \alpha_2 COVID \text{ žinios}_{t-1} + \sum_{k=1}^3 \beta_{k,t} CTR_{k,t} + \varepsilon_t \quad (2.13)$$

čia

COVID žinios – mirčių ir naujų atvejų pokyčio suma

Vol_{t-1} – prieš tai buvusios dienos akcijų rinkos kintamumas (st. nuokrypis)

CTR_{k,t} – kontroliniai kintamieji (makroekonomikos žinios)

Rezultai rodo, jog su pandemija susijusios žinios, t.y naujų susirgimų atvejų ir mirčių skaičius, yra susijęs su padidėjusių akcijų kainų kintamumu ir sumažėjusiu akcijų rinkos likvidumu, tad bendrai rizika išaugo nepaisant jokių ženklų pokyčių makroekonominėse ir kitose su akcijų rinkomis susijusiomis naujienose. Tai autoriai aiškina įvykusiu smūgio efektu, kai visa sveikatos sistema nesugebėjo tinkamai sureaguoti į pandemiją ir dėl esamo neužtikrintumo kokia bus tolimesnė bendra ekonominė situacija finansų rinkose prasidėjo sumaištis.

Prastėjanti pandemijos situacija ir tuo pačiu didėjantis naujų atvejų ir mirčių skaičius yra veiksnys kuris sukelia akcijų rinkoje neužtikrintumą. Tai reiškia didesnę kintamumą ir mažesnes prekybos apimtis, kas mažina ir likvidumą. Dėl to prieinama prie išvados, jog akcijų rinkos yra jautrios sveikatos žiniomis, ypač jeigu tai yra dominuojančios žinios žiniasklaidoje.

Padidėjimas naujų atvejų investuotojus skatina permastyti jų investavimo lūkesčius ir būti labiau pesimistiškai. To paaiškinimas yra tas, jog informacija apie naujus susirgimus ir mirtis yra svarbi vertinant ekonominę situaciją. Pandemijos lygio sumažėjimas padidintų tikimybę, jog visi apribojimai eina link pabaigos ir laukia potencialus ekonominis atsistatymas, o priešinga situacija reiškia nežinomybę ir didėjančią tikimybę, jog ekonominė situacija ir vaizdas akcijų rinkose prastės. Taigi, galima teigti, jog tiek situacijos gerėjimas tiek prastėjimas didesniu tempu įneša į akcijų rinką didesnį kintamumą, nes situacijai prastėjant investuotojai bus linkę išsipardavinėti, o optimizmui augant ir COVID-19 sentimentui tampant pozityvesniu – prasideda pirkimai.

2.3. Finansinių rezultatų įtaka akcijų kainoms

Apžvelgtuose tyrimuose (pvz. Salisu ir Vo (2020), Xu et al. (2022), Ftiti et al. (2021)) pažymima, jog žinios ar socialinėje medijoje renkama informacija padeda geriau prognozuoti būsimus pokyčius akcijų rinkoje, tačiau prognozėse naudojami ir kontroliniai kintamieji. Kaip kontroliniais kintamaisiais įprasta pasirinkti įmonės finansinius rodiklius, tuo labiau, jog jie gali būti išskaičiuojami iš finansinių ataskaitų, kurios taip pat yra vieni iš informacijos šaltinių. Renkantis tokius rodiklius svarbu pasirinkti tuos, kurie turi geriausią sąryšį su akcijų kaina ar daro didžiausią įtaką jos pokyčiams. Tam reikia išsiaiškinti kokie yra tie geriausi rodikliai ir apskritai kaip pagal fundamentalią analizę yra tikslinga vertinti akcijų kainą.

Pasak Craig et al. (2017), vaizdas, kaip pilnai rinkos akcijų kaina atspindi įmonės finansinėse ataskaitose esančią informaciją priklauso nuo trejų komponentų: Pirma, kaip apskaitos sistema sugeba atvaizduoti įmonės finansinius rodiklius ataskaitose, antra, kaip analitikai ir investuotojai vertina šiuos fundamentalus ir kokį pateikia vertinimą būsimam pelningumui bei akcijos vertei, ir trečia, kaip prekiautojai biržoje atsižvelgus į akcijos vertę įvertiną jos rinkos kainą. Žinoma toks modelis yra labiau teorinis, nes istoriniai apskaitos duomenys ne visada perteikia visą informaciją galinčią turėti įtakos kainai, o kaip individualūs investuotojai retai ir nekreipia dėmesio į akcijos fundamentalią vertę.



5 pav. Akcijos kainos formavimasis

D. Craig Nichols et al. (2017) pateikia modelį, kuriuo vertinama akcijos vertė yra paremta kelių kintamųjų regresine lygtimi su fundamentaliais kintamaisiais iš apskaitos rezultatų. Kintamieji, kurie naudojami modeliavime yra akcijos apskaitinė vertė, pelnas, dividendai, veiklos pajamų augimas. Lygties determinacijos koeficientas (R^2) iš esmės apibūdina kiek tiksli 6 paveikslėlyje apibrėžta logika. Teoriškai, jei logika yra visiškai galiojanti, koeficiento reikšmė turėtų būti lygi 1, kitu atveju – vertė mažesnė. Regresinės lygties paklaidos apibūdina tą akcijos dalį, kurios parinktas modelis negali paaiškinti.

Žemiau pateikta lygtis pagal kurią atliekamas modeliavimas:

$$Price_{it} = (1 - k)BV_{it} + k(\varphi NI_{it} - DIV_{it}) + \alpha_2 v_{it} \quad (2.14)$$

čia

BV – akcijos apskaitinė vertė

NI – grynosios pajamos tenkančios akcijai

DIV – dividendai akcijai

v – kita su verte susijusi informacija

Kita su verte susijusi informacija gaunama iš lygtį dar įtraukus veiklos pajamų pokytį, o likęs efektas traktuojamas kaip paklaida. Taip pat senesni moksliniai tyrimai rodo, jog neigiamas pelnas yra mažiau pastovus nei kad teigiamas (Hayn, 1995), todėl kad modelis būtų tikslesnis vietoje grynujų pajamų tikslingiau naudoti yra pajamas prieš mokesčius ir amortizaciją. Taigi, su šiomis prielaidomis išvedame modelį:

$$Price_{it} = \sum_{j=1}^J a_{jt} + \gamma_{1t}BV_{it} + \gamma_{2t}IB_{it} + \gamma_{3t}NEG_{it} + \gamma_{4t}NEG_{it} \times IB_{it} + \gamma_{5t}DIV_{it} + \gamma_{6t}OIGR_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2.15)$$

čia

IB – pelnas prieš mokesčius ir amortizaciją (*EBITDA*)

OIGR – veiklos pajamų pokytis tenkantis akcijai

t – periodas

i – įmonės identifikatorius

j – industrijos identifikatorius

ε_{it} – sisteminė paklaida

Tada nepriklausomiems kintamiesiems (α, γ) apskaičiavus taškinius įverčius gauname fundamentalios vertės formulę:

$$Value_{it} = \hat{\alpha}_{jt} + \hat{\gamma}_{1t}BV_{it} + \hat{\gamma}_{2t}IB_{it} + \hat{\gamma}_{3t}NEG_{it} + \hat{\gamma}_{4t}NEG_{it} \times IB_{it} + \hat{\gamma}_{5t}DIV_{it} + \hat{\gamma}_{6t}OIGR_{it} \quad (2.16)$$

Galop pagal (2.3.3) formulę apskaičiuavus fundamentalią vertę apskaičiuojame jos skirtumą su rinkos akcijos kainą ir gauname neatitikimą.

D. Craig Nichols et al. (2017) pateiktame modelis sugebama atskleisti nukainotas akcijas, ypač kalbant apie akcijas tų įmonių, kurios įprastai yra mažesnės, neturi daug analitikų ir apskaitos duomenų, o didesnėms įmonėms modelis nebėra toks tinkamas, nes atsiranda daug kitų papildomų apskaitos straipsnių, kurie tampa tiek pat reikšmingi. Pateiktu modeliu formuota investavimo strategija iš 37 metų 9 generavo neigiamą grąžą, taigi daroma išvada, jog remtis vien apskaitos duomenimis prognozuojant kainą nebūtų tikslinga, tačiau dalis straipsnių kaip komponentai regresinėje lygtyje galėtų būti reikšmingi.

Kitokią strategiją pritaikant finansinius rodiklius akcijų kainos prognozei pasirinko Milas et al. (2020). Jų tyrime naudojama mišraus dažnio vektorinis autoregresinis (MF-VAR) modelis ir tiriama sąryšis tarp JAV akcijų rinkos ir šių rodiklių: dividendų-kainos santykis, P/E rodiklis, taip pat jų koreguotos reikšmės (Cyclically Adjusted Price Earnings Ratio (CAPE) ir Total Return Cyclically Adjusted Price Earnings ratio (TRCAPE)). Milas et al. (2020) atlikta analizė rodo, jog rinkos grąžos labiausiai jautrios yra dividendų-kainos santykio ir P/E rodiklio pokyčiams tiek ilgu tiek trumpu laikotarpiu. Nors abiejų rodiklių reikšmingumas yra panašus, dividendų-kainos santykių pokyčiai tampa reikšmingesni greičiau nei P/E rodiklis, kas leidžia daryti išvadą, jog investuotojai daugiau dėmesio kreipia būtent dividendams renkantis į ką investuoti.

McMillan (2019) nagrinėja skirtingų akcijų kainos rodiklių, dispersijos ir pasiskirstymo parametru tikslumą prognozuojant įmonės lygio akcijų kainos grąžas. Analizė dažnai fokusuojasi ties rinkos lygmens grąžomis. Kol akcijų grąžos įprastai atspindi investuotojų lūkesčius dėl būsimų ekonominių sąlygų, dažnai jų nuokrypiai yra per dideli, jog būtų naudojami prognozuoti. Rezultatai parodo, jog akcijų kainos rodikliai turi prognozuojamą galią individualių įmonių akcijų grąžoms. Teigiama, jog investuotojai tikisi, kad tuo pačiu metu gerės ir ekonominės sąlygos, augs dividendai, pelnas ir akcijų grąža. Iš čia išplaukia, jog pinigų srautai yra vieta kuri keičia akcijų kainos prognozuojamumą.

Labiausiai išskiriami yra dividendų-kainos santykis, P/E rodiklis ir jo cikliškai pakoreguota versija. Kiti dažnai naudojami rodikliai taip pat yra dividendų išmokėjimo rodiklis ir Fed modelis. Dispersijos pokyčiai taip pat teigiama, jog turi prognozuojamą galią.

Akcijų grąžą iš esmės parodo investuotojų lūkesčių pokytį apie būsimus pinigų srautas ir riziką. Modelyje naudojamos laike kintamos regresijos ir analizuojama elgsena prognozavimo koeficientų ir ar tai susiję su būsimu augimu įmonėje.

Carlos Pech, Magdy Noguera ir Susan White (2015) atliko tyrimą, kuriuo siekė išsiaiškinti kokie yra patys tinkamiausi ir dažniausiai naudojami finansiniai rodikliai prognozuojant akcijų grąžas. Savo atliktame tyrime autoriai atliko įvairių finansų rinkų analitikų apklausas ir tada regresinio modelio pagalba išsiaiškino, kurie iš jų yra tinkamiausi siekiant nuspėti įmonės akcijų judėjimo kryptį.

Per pastaruosius dešimtmečius akcijų prognozavimo literatūra stipriai keitėsi – seni metodai pradėti persvarstyti naujų tyrimų, besikeičianti dinamika rodo seniau pateiktų modelių netinkamumą. Nepaisant to, dalis finansinių rodiklių (dividendų pelningumas, pelnas akcijai (EPS), apskaitinės ir rinkos akcijos vertė santykis) ilgą laiką išlieka tarp metodų skirtų prognozėms.

Žemiau pateikta lentelė su dažniausiai vertybinių popierių analitikų naudojamais finansiniais rodikliais:

3 lentelė. Dažniausiai naudojami finansiniai rodikliai

Kategorija	Rodiklis	Naudojimas
Pelningumas ir marža	EBITDA marža	70%
	Nuosavo kapitalo pelningumas (ROE)	70%
	Investicijų pelningumas (ROI)	50%
	EBIT marža	50%
Svertas ir įsiskolinimai	Skolos ir EBITDA santykis	50%
	Skolos ir nuosavybės santykis	50%
Vertės rodikliai	Akcijos kainos ir pelno santykis (P/E)	90%
	Įmonės vertės (FV) ir EBITDA santykis	90%
	Rinkos ir apskaitinės akcijos kainos santykis	70%
Pinigų srautai	Dividendų pelningumas	80%
	Laisvų pinigų srautų pelningumas	70%
Kiti rodikliai	Pelnas akcijai (EPS)	100%
	Pardavimų augimas	80%
	Dividendai akcijai	70%

Carlos Pech et al. (2015) gauti rezultatai parodo, jog dažniausiai analitikų praktikoje naudojami finansiniai rodikliai gali būti pritaikyti akcijų grąžai prognozuoti, tačiau tokie modeliai nėra tinkami ilgalaikiam laikotarpiui, nes akcijos kainos pokyčiai yra kur kas labiau svyruojantys. Pagal rezultatus finansiniai rodikliai turi paaškinamąją galią ne daugiau, kaip 4 periodams į priekį, o tada akcijų kainose jau atsispindi visiškai nauja informacija.

Kalbant apie dividendų panaudojimą akcijų prognozavimui, jų ir akcijos kainų sąryšis moksliniuose nėra sutartinai pripažintas. (Karpavičius ir Yu, 2018), teigia, jog dividendai gali būti laikomi esminiu determinantu akcijų kainų judėjime. Ham, Kaplan, & Leary, 2019 teigia, jog didesnis kiekis mokamų dividendų gali daryti įtakos akcijų kainų augimui, kadangi dividendai signalizuoja investuotojams laukiančio pelno galimybę. Taip pat poros metų senumo tyrimai (Cejnek and Randl (2019)) argumentuoja, jog dividendų ir akcijos kainos santykis puikiai tinka akcijų kainų vertinimui.

Pasak Libo Yin, Jing Nie (2021) dividendų-kainos santykis yra labiau kintamas parametras nei akcijų grąža ar dividendų augimo tempas, tad iš čia galima kelti prielaidą, jog dividendų judėjimas yra susijęs su akcijų kainos pokyčiais, todėl gali būti naudojamas prognozuojant akcijos kainą. Tačiau pagal dividendų signalo teoriją kadangi dividendai signalizuoja apie pastovius ir didesnius būsimus pinigų srautus investuotojams, investuotojai pradeda teikti pirmenybę įmonei su didesniais mokamais dividendais, o dėl didesnių mokamų dividendų įmonė gali pradėti generuoti prastesnius finansinius rezultatus, kas galiausiai gali vesti link išmokamų dividendų sumažėjimo (Ham et al., 2019). Toliau samprotaujant pagal šią teoriją galėtume teigti, jog suprastėję rezultatai gali neigiamai atsilipti akcijos kainai, nes investuotojai nustos tikėti įmone.

Taigi, fundamentalios analizės perspektyvoje daugiausiai dėmesio išskiriama su dividendais arba tiesiogiai su akcijos kaina susijusiems rodikliams ir pažymima, jog jie yra reikšmingi prognozuojant akcijų kainas. Taip pat dalis autorių rezultatų rodo, jog vien pasikliauti fundamentalia analize taip pat nebūtų tikslinga, taigi priename prie išvados, jog geriausias būdas numatyti akcijų kainų pokyčius

yra mišrus, kur būtų integruoti finansiniai rodikliai, istoriniai duomenys ir iš žiniasklaidos pateikiama informacija.

2.4. Emocijų įtaka investavimo sprendimams

Nagrinėtų autorių moksliniai tyrimai parodo, jog žiniasklaida turi įtakos akcijų rinkos pokyčiams, tačiau visgi būtų tinkama detaliau atsakyti, kodėl taip yra. Kaip atsakymą galima įvardinti tai, jog investuotojus pasiekusi informacija juos paveikia emociškai, o emocijos jau atitinkamai sugeba paveikti jų priimamus sprendimus.

Emocijomis besiremiantys sprendimai nebūtinai yra gerai apgalvotus sprendimus, o ši taisyklė galioja ir investavime. Cordes et al. (2022) atliko eksperimentą kaip akcijų rinkos pokyčiai veikia žmonių emocinį susijaudinimą vertinant vyzdžių išsiplėtimą, elektroderminį aktyvumą ir širdies ritmo pokyčius ir kokią įtaką šie emociniai pokyčiai turi investuotojų elgsenai. Autoriai aiškina, jog akcijų rinkų nuosmukiai didina emocinį susijaudinimą, kai tuo tarpu pakilimai tokio efekto neturi. Cordes et al. (2022) tyrime iškelta hipotezė, jog egzistuoja sąryšis tarp neigiamos rinkos grąžos, didesnio emocinio susijaudinimo ir mažesnių investicijų. Tyrime išaiškinta, jog didesnis emocinis susijaudinimas sumažina būsimas investicijas, o didesnės investicijos padidina emocinį susijaudinimą. Šie rezultatai pagerina dinamikos suvokimą tarp emocijų ir investavimo: emocijos yra netik varomoji jėga keičianti investuotojų elgseną, bet ir emocijos yra sukeltos prieš tai priimtų su investavimu susijusių rizikų. Taigi, gaunamas ciklas: didelės investicijos sukelia didesnę emocinį susijaudinimą iš kurio kyla mažesnės investicijos, o mažesnės investicijos – mažiau jaudulio ir t.t..

Breaban ir Noussair (2018) panaudojo veido atpažinimo programinę įrangą sekti prekyautojų akcijomis emocijoms. Tyrimo metu buvo gautas įrodymas, jog pozityvios emocijos prognozuoja pirkimą ir kainų kilimą, o baimė – žemesnis kainas, tad rinkos dinamika ir emocijos artimai susijusios.

Taip pat kalbant apie emocijų poveikį, Lerner ir Keltner (2001) savo tyrimuose pažymėjo, jog žmonės, kurie patiria neigiamas emocijas, pvz. baimę, yra labiau pesimistiškesni vertinant riziką, taigi renkasi konservatyvesnę investavimą.

Sigana et al. (2014) parodė, jog investuotojų emocijos ne tik gali paveikti akcijų kainas, bet ir kitus aspektus. Autoriai pažymi, jog neigiamas sentimentas yra koreliuojantis su padidėjusiomis prekybos akcija apimtimis ir kainos nepastovumu (*angl. volatility*).

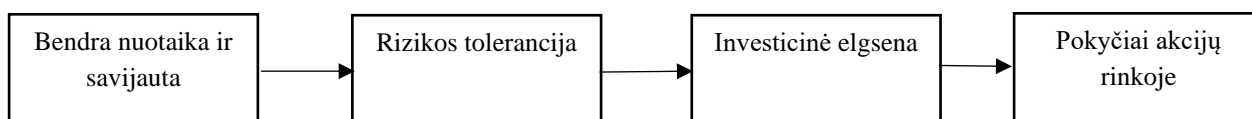
Mokslinėje literatūroje emocijų ir investavimo sąryšis analizuojamas jau ilgą laiką, tačiau socialinė medija, sparčiai augantis jos prieinamumas vartotojams, tai padaro vis galingesniu ir labiau pritaikomu įrankiu. Akcijų grąžos prognozavimas remiantis egzistuojančiomis nuotaikomis ir apskritai tokio sąryšio patvirtinimas iš esmės gali būti vadinamas anomalija esančia visai priešinga efektyvios rinkos hipotezei, kuri teigtų jog akcijų kainose atsispindi visa pateikiama su akcijomis susijusi informacija, o ne emocijos.

Dar nuo XX a. pabaigos elgsenos finansų tyrimai nuosekliai tvirtina, jog akcijų rinka yra varoma investuotojų psichologijos. Investuotojai yra žmonės, kurie kaip ir visi linkę į klaidas ir emocijomis priimamus sprendimus. Žinoma, egzistuoja tokių anomalijų, kaip sausio efektas, kur teigiama, jog sausio mėnesį grąžos įprastai yra didesnės nei likusius metų mėnesius. Tai aiškinama tuo, jog investuotojai metų gale išsipardavinėja prastus rezultatus generuojančias akcijas, jog išvengtų

mokesčių (Brown et al., 1983). Taip po išsipardavinėjimo metu sukkelto spaudimo akcijų kainos metu pradžioje pradeda atsigauti ir kilti aukštyn.

Pasak Nofer et al. (2015) individai, kurie yra geros nuotaikos, tuo pačiu yra labiau optimistiški dėl neužtikrintos ateities. Sąryšis tarp nuotaikos ir rizikos tolerancijos gali būti paaiškintas AIM (angl. *Affect Infusion Model*) modeliu, kuris kelia sąlygą, jog žmonės esantys pozityvios nuotaikos priimdami sprendimus remiasi teigiamais ženklais, taigi yra linkę prisiimti didesnę riziką, nes tikisi didesnės investicijų gražos. Tuo tarpu žmonės, kurie neigiamai nusiteikę, labiau linkę išvengti pavojaus, taigi jų rizikos tolerancija tampa mažesnė, o tai taip pat atitinkamai daro įtaką jų investavimo sprendimams.

5 paveikslėlyje pateikta grandinė, kaip pagal Nofer et al. (2015) investuotojų nuotaika turėtų veikti akcijų rinkos. Tiesa, kaip akcentavo Cordes et al. (2022), pokyčiai akcijų rinkoje taip pat gali paveikti bendrą nuotaiką ir savijautą, o ši vėl atitinkamai rizikos tolerancija ir t.t., taigi gaunasi nesibaigiantis ciklas su nuotaikos bei akcijų kainų pakilimais bei nuosmukiais.



6 pav. Investuotojų emocijų poveikis akcijų rinkoms

Taigi, emocijos nuo investicijų yra neatsiejamos ir sąryšis tarp emocijų ir pokyčių akcijų rinkose egzistuos tol, kol žmogus pats dalyvaus investicijose. Dabartinė technologinė pažanga siūlo sprendimus kaip galima dalyvauti prekyboje vertybiniais popieriais visiškai be žmogaus įsikišimo tik kompiuterių pagalba, tačiau tai nereiškia, jog tokiu atveju būtų generuojami geresni rezultatai. Jei priimant investicinius sprendimus žmogus visai nedalyvautų, galima teigti, jog ir socialinė medija, ar žinios taip pat nebeturėtų tiek įtakos akcijų kainų pokyčiams, nes be emocinio aspekto visos žinios būtų interpretuojamos vienodai, taigi suvienodėtų ir skirtingų šalių priimami investavimo sprendimai, kas turėtų neigiamą įtaką akcijų rinkų kintamumui ir sumažintų pelno iš investicijų galimybes.

Bendrai apžvelgiant žinių ir socialinės medijos įtakos akcijų rinkai teorinius aspektus visų pirma matyti, jog įtaka priklauso nuo medijoje perteikiamos emocijos ir informacijos gausos. Prasidėjus pandemijai suintensyvėjo socialinės medijos vartotojų skaičiaus augimas, taigi medijos sentimentas yra augantis ir įgija vis daugiau įtakos žmonėms priimant investavimo sprendimus, o tai lemia pokyčius akcijų rinkoje. Socialiniuose tinkluose sklaidžiamų žinių reikšmingumas nėra pakankamai nuodugnai ištirtas, nes tyrimuose pateikiami skirtingi rezultatai. Nors ir pabrėžiama, kad akcijų rinkoms įtaka egzistuoja, tačiau viena dalis autorių medijos sentimentą įtaką išvelgia tik prekybos apimčių pokyčiams ir padidėjusiems kainų nepastovumui, o reikšmingas poveikis akcijų gražoms rastas ne visur. Dėl didėjančios informacijos socialinėje medijoje gausos ir vieningos pozicijos tyrimuose apie medijos įtaką nebuvimo išskyla poreikis atlikti empirinį tyrimą ir palyginti, kaip skiriasi skirtingų informacinių šaltinių reikšmingumas, išsiaiškinti ar socialinės medijos sentimentas gali geriau indikuoti akcijų kainų pokyčius, nei populiariausių finansinių rodiklių pokyčiai ir kaip visai tai keitėsi lyginant priešpandeminį ir pandemijos laikotarpius.

3. Socialinės medijos įtakos JAV akcijų rinkai empirinio tyrimo metodologija

Šiame tyrime nagrinėjama socialinės medijos ir JAV akcijų rinkos dinamika prieš (2015 m. - 2020 m.) ir per COVID-19 pandemiją (2020 m. – 2022m.). Laikotarpį nuspręsta apriboti iki 2022 metų vasario, o pagrindinė to priežastis yra, jog nuo tada pasaulyje vėl ženkliai pasikeitė geopolitinė situacija ir dėl Rusijos karinių veiksmų prieš Ukrainą visa pasaulio ekonomika vėl patyrė šoką ir dinamiką vėl kito, o karinių konfliktų įtaka finansų rinkoms nėra susijusi su šiuo tyrimu.

Pagrindinis faktorius, dėl ko darbe pasirinkta analizuoti būtent JAV rinką yra duomenų gausa, kuri leidžia kokybinius skaičiavimus atlikti tiksliau. Vienas pagrindinių JAV rinkos indeksų S&P 500 yra sudarytas iš 503 skirtingų akcijų, kurios užima didžiąją dalį JAV akcijų rinkos kapitalo ir yra pasiskirsčiusios po skirtingus segmentus, taigi tai leidžia turėti nemažą kiekį duomenų. Taip pat, JAV VP rinka iš esmės yra rodanti tendencijas kitoms pasaulio rinkoms, nes tai yra paprastai pirmoji vieta, kur įvyksta nuokrypiai, o tada jau pasekmės ateina į kitas rinkas. Dėl šių priežasčių dinamikos pokyčiams tirti naudojamos S&P 500 indekso akcijos, o šaltinis iš kurio imami akcijų duomenys – *Yahoo Finance*.

Socialinės medijos įtaka akcijų rinkai gali priklausyti ir nuo to, koku lygmeniu atliekamas tyrimas. Akcijų rinka yra skirtingų akcijų visuma ir dalis jų gali judėti visiškai skirtinga kryptimi nei likusi rinka, taip pat kiekvienas pramonės segmentas gali turėti ir tik jam būdingų bruožų ir kol, pavyzdžiui, IT sektoriaus klesti kiti segmentai gali išlikti stagnacijoje ar net silpnėti. Taigi, visų pirma akcijų rinkos analizė bei prognozė bus atlikta rinkos ir atskirų pramonės sektorių lygmeniu. Šiame etape visos S&P 500 indekse esančios akcijos suskirstomos į 11 pramonės sektorių pagal GIC (*The Global Industry Classification Standard*) standartą (žr. 4 priedą) ir iš tam sektoriui priskiriamų akcijų sudaromi portfeliai, kur kiekviena akcija turi vienodą svorį. Tokiu atveju bus atspindėtas tikslesnis sektoriaus vaizdas nei tiesiog sumuojant visų akcijų kainas, nes tada viso sektoriaus vaizdas gali būti per stipriai įtakojamas vienos ar keleto įmonių. Tiriant rinkos dinamiką sektoriaus ir rinkos lygmeniu stebima, kiek įtakos pokyčiams turi COVID-19 rodiklių, *Google* paieškos ir *Twitter* platformos sentimentai.

Kadangi S&P indeksas sudarytas iš didelio kiekio skirtingų akcijų, tai darbe visų jų analizuoti nėra tikslinga, bet norint geriau atspindėti viso rinkos vaizdą reikalinga atlikti atranką. Parametras pagal kurį tyrime atsirenkamos akcijos – vidutinis mėnesio (21 dienos) gražų standartinis nuokrypis $\bar{\sigma}_m$. Skaičiavimai atliekami visoms indekse ir tuo pačiu *Yahoo Finance* esančioms akcijoms, tada duomenys pateikiami variacine eilute ir išrenkamos 3 akcijos: turinti mažiausius nuokrypius, didžiausius ir viena akcija kurios nuokrypiai sutampa su mediana. Taip pat lyginant nuokrypius pašalinamos akcijos kurios buvo indekse tik dalį laiko (t.y. buvo pašalintos arba pridėtos tik pastaruoju laikotarpiu). Tiriant rinkos dinamiką individualių akcijų atveju be minėtų COVID-19 ir socialinės medijos sentimentų kaip kontroliniai kintamieji naudojami įmonės finansiniai rodikliai, kad būtų galima palyginti, kas turi daugiau įtakos. Milas et al. (2020) ir Yin et al. (2021) pažymėjo, jog akcijų kainos ir pelno santykis bei dividendų-kainos santykis yra rodikliai, kurie labiausiai tinkami paaiškinti pokyčius akcijų rinkoje, taigi, kaip kontroliniai kintamieji pasirinkti būtent šie du rodikliai.

Vertinant *Google* paieškos įtaką akcijų rinkai kaip Laurens Bijl. et. al. (2016) atveju naudojami *Google Trends* duomenys, kurie susiję su akcijomis. Taip pat, kadangi tyrimas atliekamas ir rinkos lygmeniu, papildomi įtraukiami raktažodžiai susiję su pandemija ar bendrai akcijų rinka, kaip kad

savo tyrime darė Preis et al. (2013) (žr. 2 priedą). *Google Trends* rodo bendrą vartotojų susidomėjimą pasirinktomis tematikomis (raktažodžiais), o susidomėjimas vertinamas nuo 0 iki 100. *Google Trends* pateikia dieninį vartotojų susidomėjimą ne ilgesniam ne kelių mėnesių laikotarpiui, o norint įvertinti susidomėjimo pokytį keletu metų ar ilgesniam laikotarpiui susidomėjimas jau pateikiamas savaitinis arba mėnesinis. Dėl šios priežasties, kad būtų galima palyginti viso laikotarpio rezultatus tyrime naudojami atskiri kiekvieno mėnesio *Google Trends* dieniniai duomenys, o paskui išimami viso 2015.01-2022.02 laikotarpio duomenys ir kiekvienos dienos susidomėjimo reikšmės perindeksuojamos atitinkamai pagal to mėnesio susidomėjimo indeksą. T.y.:

$$\overline{gsd}_{i,j} = (gsd_{i,j} \times gsm_j) / 100 \quad (3.1)$$

čia

$\overline{gsd}_{i,j}$ – koreguotas *Google Trends* dieninis susidomėjimas

$gsd_{i,j}$ – *Google Trends* i – dienos susidomėjimas j – tą mėnesį

gsm_j – j – tojo mėnesio susidomėjimas

Socialinio tinklo *Twitter* vartotojų sentimentui vertinti naudojama Nofer et al. (2015) pateikta metodologija, kai įrašai padalinami į teigiamus ir neigiamus. Iš pradžių išsirenkami *Twitter* įrašai iš 2015.02-2022.02 periodo, kuriuose yra minima su individualiomis akcijomis ar akcijų rinka susiję raktažodžiai (žr. 1 priedą), o tada panaudojamas RoBERTa (angl. *Robustly Optimized BERT Pre-training*) modelis, kuris dirbtinio intelekto pagalba įvertina kiek įrašas yra teigiamas, neigiamas ar neutralus. Jei įrašo teigiamas sentimentas > 0.5 (Suma teigiamo, neigiamo ir neutralaus sentimentų lygi vienetai), tai įrašą laikome teigiamu, o jei neigiamas sentimentas > 0.5 , tada įrašas neigiamas. Tada panaudojama (2.2) formulė. Dėl didžiulės duomenų apimties atliekant *Twitter* paiešką daliai raktažodžių įvesti apribojimai, kad rodytų įrašus, kurie buvo pamėgti tam tikrą skaičių kartų. Tokiu būdu paliekami tik didesnę įtaką turintys įrašai.

Taip pat tyrime vertinamas ir pačios įmonės skleidžiamos informacijos socialinėje medijoje sentimentas. Jam vertinti taip pat bus naudojami *Twitter* įrašai, tik šiuo atveju tiriama, ką skelbia būtent pati įmonė, o įrašų reikšmingumas vertinamas ne pagal sekėjų, o pagal pasidalinimų įrašų skaičių.

$$cs = (\text{poz. sentimentas} - \text{neg. sentimentas}) \times \text{pasidalinimų skaičius} \quad (3.2)$$

COVID-19 žinių sentimentas vertinamas pagal Ftiti et al. (2021) metodiką – imama mirčių ir užsikrėtimų atvejų pokyčio suma, tačiau vietoje absoliučių reikšmių tyrime naudojami skaičiai tenkantys milijonui gyventojų.

Žemiau esančioje lentelėje pateikti tyrime naudojami rodikliai:

4 lentelė. Tyrime naudojami rodikliai

Rodiklis	Trumpinys	Rinkos/akcijos lygmuo
Google Trends rinkos, akcijų bei pandemijos sentimentai	gt_market, gt_x (x- akcijos trumpinys), gt_covid	Abu
Twitter vartotojų sentimentai	wsmi_market, wsmi_x, wsmi_covid	Abu
COVID-19 pasaulio ir JAV sentimentai	covid_world_sentiment, covid_us_sentiment	Abu
Įmonių patiekiamos informacijos sentimentas	cs	Akcijos
P/E rodiklis	pe_ratio	Akcijos
Dividendų ir kainos santykis	dp_ratio	Akcijos

Tyrimo eiga. Surinkus tyrimui reikalingus duomenis visų pirma atliekama S&P 500 indekso bei atskiruose pramonės sektoriuose esančių akcijų parametų sąryšio su socialinės medijos sentimentais analizė. Patikrinama ar egzistuoja ilgalaikis bei trumpalaikis sąryšiai tarp rinkos indekso parametų ir sentimentų. Ilgalaikiams sąryšiams nustatyti atliekamas *Engle-Granger* kointegracijos testas ir patikrinama ar skirtumas tarp kintamųjų reikšmių ilguoju laikotarpiu yra stacionarus. Vertinant trumpalaikius sąryšius tarp pokyčių atliekama koreliacinė analizė. Koreliacinei analizei atlikti naudojamas *Pearson* 's koreliacijos koeficientas.

Išanalizavus socialinės medijos sentimentų įtaką grąžoms bei prekybos apimtims rinkos ir atskirų sektorių lygmeniu procesas pakartojamas ir su atrinktomis akcijomis, kur papildomai įtraukiama ir su jomis susiję sentimentai bei finansiniai rodikliai.

Atlikus ilgalaikių ir trumpalaikių sąryšių tyrimą kitas žingsnis yra patikrinti akcijų grąžų prognozuojamumą, o tam naudojama regresinė analizė. Regresinei analizei iš trijų akcijų parenkama viena, kuri pasižymi tvirčiausiu ilgalaikiu ryšiu visais laikotarpiais. Taip pat siekiant išsiaiškinti kaip kito sentimentų reikšmingumas regresinė analizė atliekama trims laikotarpiais: prieš pandemiją, prasidėjus pandemijai ir pandemijai stabilizavus.

Kad būtų išsiaiškinta, jog sentimentai gali būti naudojami prognozei jie visų pirma turi būti stacionarūs. Kintamųjų stacionarumui įvertinti atliekamas *ADF (Augmented Dickey-Fuller)* testas ir žiūrima ar kintamasis turi vienetinę šaknį. Jeigu vienetinė šaknis egzistuoja – kintamasis nėra stacionarus, taigi tokiu atveju jį reikia diferencijuoti arba jis turi būti pašalintas.

Patikrinus stacionarumą kitas svarbus žingsnis yra patikrinti ar jie normaliai pasiskirstę. Normalumo sąlygai patikrinti bus atliekamas *Jarque-Bera* testas. Tiesa, reikia turėti omenyje jog analizuojant finansų duomenis normalumo testai gali būti ne visiškai tikslūs, tad jei histogramoje matoma, jog didžioji dalis duomenų primena normalųjį skirstinį tada daroma prielaida, jog kintamasis pasiskirstęs normaliai (be to, įprasta laikyti, jog akcijų grąžos priklauso normaliam skirstiniui). Kitu atveju sentimentai laikomi netinkamais analizei ir yra pašalinami.

Taip pat svarbu, jog atrinkti socialinės medijos sentimentai nebūtų per daug susiję tarpusavyje, tokiu atveju jų reikšmingumas sumažėtų. Dėl šios priežasties sudaroma koreliacinė matrica ir stebima ar sentimentai nėra per daug tarpusavyje koreliuojantys. Taip pat papildomai multikolinearumui tikrinti naudojamas *VIF (Variance inflation factor)* metodas. Multikolinearūs kintamieji turi būti pašalinti iš regresinės lygties, o tokiais laikome kintamuosius kurių $VIF > 4$.

Atsirinkus kintamuosius sudaromos regresinės skirtingiems laikotarpiams:

$$\hat{r} = \hat{C} + \hat{\beta}_1 p_1 + \hat{\beta}_2 p_2 + \dots + \hat{\beta}_n p_n$$

čia

\hat{r} – akcijos graža

\hat{C} - konstanta

$\hat{\beta}_n$ - atrinktų kintamųjų (žiniasklaidos sentimentų ir finansinių rodiklių) koeficientai

p_n – kintamųjų reikšmės.

Paraleliai sudaroma lygtis, kurioje naudojami tik finansiniai rodikliai ir palyginamas jų prognozuojamumas. Tam naudojamas determinacijos koeficientas R^2 , kuris parodo kaip gerai lygties kintamieji paaiškina prognozuojamą gražą. Modelis laikomas tinkamu, jei determinacijos koeficientas didesnis nei 0.3.

Atlikus skaičiavimus gauta regresinė lygtis palyginama su realiomis gražomis. Įvertinamas skirtingų parametrų tikslumas ir kaip jis keitėsi prieš pandemiją ir jai prasidėjus. Iš gautų rezultatų suformuojamos išvados.

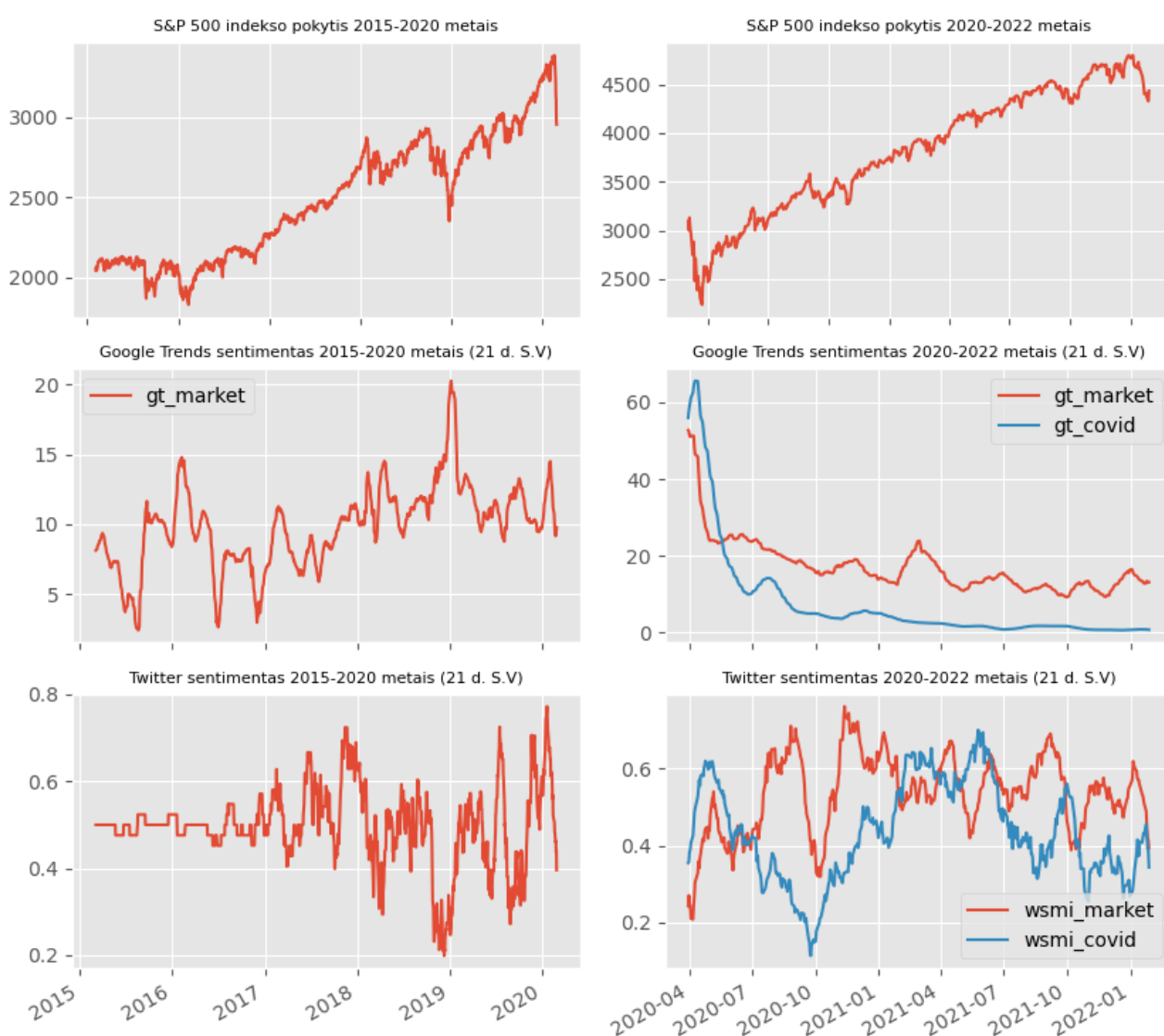
Tyrimui atlikti naudota programinė įranga yra Microsoft Excel ir Anaconda.

4. Socialinės medijos įtakos JAV akcijų rinkai empirinis tyrimas

4.1. Socialinės medijos įtakos tyrimas rinkos lygmeniu

4.1.1. Socialinės medijos ir akcijų rinkos ilgalaikis sąryšis

Vienas iš faktorių, kuris turėtų teoriškai prisidėti prie ilgalaikio sąryšio tarp socialinės medijos sentimentų ir JAV akcijų rinkos pokyčių yra tas, jog kaip ir akcijų kaina istoriškai ilguoju laikotarpiu yra vis auganti, taip pat auga ir žmonių prieiga prie interneto ir socialinės medijos, taigi sentimentas palaipsniui turėtų būti stiprėjantis. Žinoma, JAV gyventojai jau ilgą laiką turi prieigą prie socialinės medijos, tačiau į JAV akcijų rinką investuoja ir gyventojai iš kitų valstybių. Be to, kaip jau aptarta tyrimo problematikoje, pandemija stipriai padidino žmonių išitraukimą į ją. Žemiau esančiame paveiksle pateikta, kaip kinta S&P 500 indekso, *Google* ir *Twitter* sentimentų reikšmės 2015-2020 ir 2020-2022 metais:



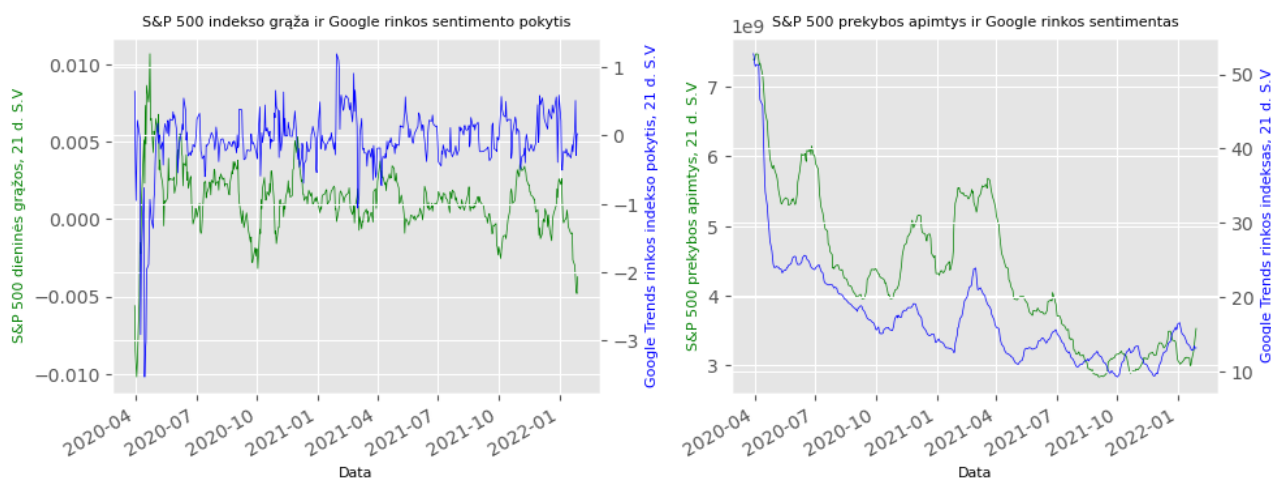
7 pav. Akcijų rinkos ir medijos sentimentų sąryšis

Kadangi sentimentai gali kiekvieną dieną labai šokinėti, o tikslas yra įsiaiškinti kokia bendrai pastaruoju laikotarpiu yra nuotaika socialinėje medijoje, tai grafikuose pateikiamos 1 mėnesio (21 prekybos akcijomis dienos) slenkantis vidurkis.

Pažiūrėjus į *Google* sentimentus galima pastebėti, jog kiekvienas didesnis akcijų indekso šokas taip pat rodo pokyčius ir sentimente, tai ypač pastebima 2019 metų pradžioje kai S&P 500 indeksas patyrė staigų kritimą, o sentimentu reikšmė šoko į viršų, tai parodo atvirkštinę priklausomybę. Pandemijos pradžioje taip pat pastebėtas neženklus sentimentu pakilimas, o štai per pandemijos laikotarpį jau atsigaunant rinkoms ir indeksui kylant į viršų sentimentas palaipsniui krito, ypač jei kalbama apie COVID-19 sentimentą. Iš to galima daryti prielaidą, jog žmonės internetinę paiešką labiau naudoja neigiamoms žinioms.

Twitter platformos sentimentas (*wsmi*) yra labiau teigiamai susijęs su pokyčiais rinkoje, kadangi jame perteikiama emocija. Galima matyti, kad esant didesniems šokams rinkoje sentimentas juda ta pačia kryptimi kaip ir rinka ir atvirkščiai nei *Google* sentimentas. Tiesa, pastebima, jog su pandemija susijęs sentimentas yra mažiau kintantis nei įrašų susijusių su akcijų rinka sentimentas. Tai galima paaiškinti tuo, jog apie pandemiją dauguma žinių ilgą laiką buvo tik neigiamos nes situacija nebuvo gerėjanti, taigi sentimentas buvo labiau neigiamas, o akcijų rinka po nuosmukio pradėjo kilti.

Salisu et al. (2020) minėjo, jog *Google* sentimentas yra labiau tinkamas prognozuoti ne akcijų kainų, o prekybos apimtį pokyčius, kas skamba suprantamai iš tos pusės, kad *Google* sentimentas parodo tik susidomėjimą tematika, bet su kokiomis emocijomis susijusi ta tematika tokios informacijos nėra. Šiame tyrime atlikta analizė taip pat patvirtina šią hipotezę (žr. 8 pav.).

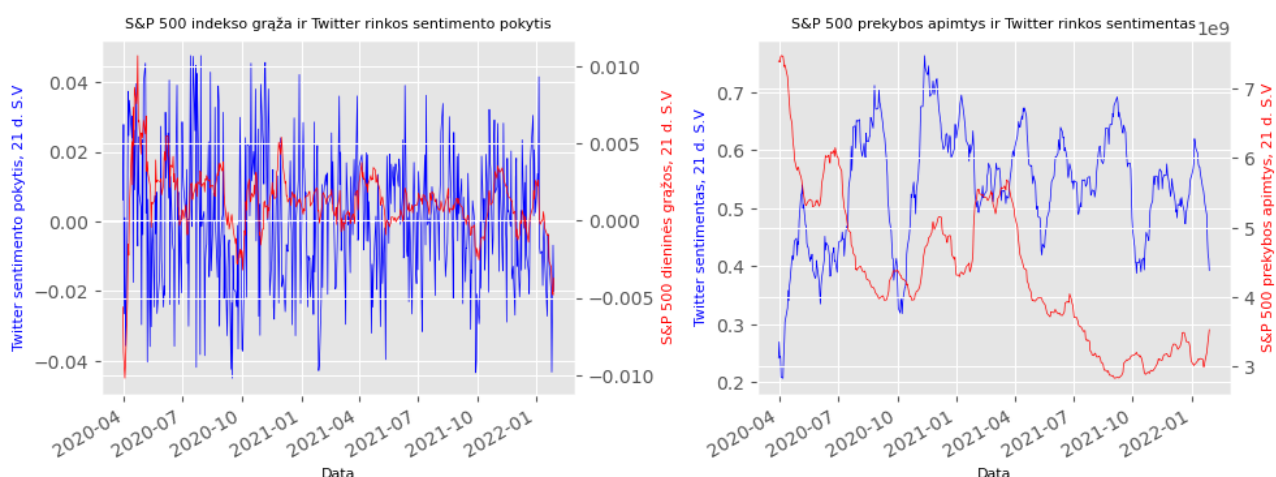


8 pav. Rinkos indekso parametrų ir *Google* sentimentu sąryšis

Ryškus skirtumas tarp *Google* sentimentu sąryšio su rinkos grąža ir prekybos apimtimis yra tas, jog su apimtimis sentimentas aiškiai juda ta pačia kryptimi, kai tuo tarpų grąžos dalyje laikotarpiu su sentimentu kinta vienodai, o kitoje dalyje - skirtingai. Taip pat iš grafiko matoma, jog indeksas seka pokyčius *Google* sentimente, o ne atvirkščiai, t.y. pirma pastebimi pokyčiai socialinėje medijoje, o tada akcijų rinkoje, taigi sentimentu pokyčiai gali duoti gerą signalą apie būsimus pagausėjimus ar sumažėjimus akcijų prekyboje, o tai gali paveikti akcijų kainų kintamumą ir likvidumą.

Skirtingai nuo *Google* paieškų *Twitter* vartotojų įrašai atrodo gerokai silpniau susiję su prekybos apimtį pokyčiais (žr. 9 pav.). Matoma, jog *Twitter* sentimentas pakyla tik po vėlavimo, kaip prekybos apimtys jau būna pakitusios, taigi vertinant grafiškai susidaro vaizdas, jog *Twitter* platformoje žmonės jau labiau dalinasi tuo kas įvyko akcijų rinkoje ir ne vartotojų sentimentas formuoja pokyčius rinkoje, bet atvirkščiai. Kalbant apie sentimentu pokyčio ir indekso grąžų sąryšį sentimentas taip pat yra daug labiau kintamas, tačiau galima pastebėti, jog augant didėjant teigiamam

sentimentui vidutinės gražos taip pat padidėja, o pvz. 2020-10 mėnesį teigiamo sentimentu sumažėjimas taip pat implikavo ir mažesnes akcijų gražas.



9 pav. Rinkos indekso parametru ir *Twitter* sentimentu saryšis

Dėl didelio sentimentu kintamumo ir taip pat siekiant geriau išsiaiškinti sentimentu reikšmingumą akcijų rinkai skirtingai laikotarpiais, atliekant kointegracijos testus visas 2015.02 – 2022.02 laikotarpis padalinamas į atskirus 3 mėnesiu periodus. Taip šiame Engle-Granger teste ir toliau tyrime į kintamųjų sąrašą papildomai įtraukiamos ir diferencijuotos jų reikšmės, kurios turėtų būtų tinkamesnės tiriant sentimentu saryšiu su rinkos ir individualiu akcijų gražomis (sentimentai yra indeksuoti ir neturi neigiamu reikšmiu, taigi negalėtų tinkamai apibūdinti pokyčiu akcijų gražose).

Atlikus kointegracijos testu gautas patvirtinimas, jog socialinës medijos sentimentas daug labiau tinka apibūdinti pokyčius prekybos apimtyse ir susidomėjimu rinka, nei pokyčius kainoje (žr. 5 lentelę).

5 lentelė. Rinkos parametru kointegracija su sentimentais

kintamasis	kaina	prekybos apimtys	bendras periodu skaičius
covid_us_diff_pct	0	3	8
covid_us_sentiment	1	6	8
covid_world_diff_pct	0	3	8
covid_world_sentiment	1	7	8
gt_covid	3	7	8
gt_covid_diff	0	3	8
gt_market	2	19	28
gt_market_diff	1	14	28
wsmi_covid	0	3	8
wsmi_covid_diff	0	2	8
wsmi_market	1	19	28
wsmi_market_diff	0	15	28

Didžioji dalis sentimentu pokyčiu su rinkos indekso verte pagal rezultatus yra visiškai nosisijusi ir vienintelis COVID-19 *Google* sentimentas rodo ilgalaiki saryšį su indeksu 3 skirtingais periodais iš 28 (2020.03.02 – 2020.06.02, 2020.12.02 - 2021.03.02 ir 2021.03.02 - 2021.06.02) (žr. 7 priedu). *Twitter* rinkos sentimentas turi reikšmingu saryšį tik tiriamojo laikotarpiu pradžioje 2015.05.04 – 2015.08.04. Kalbant apie ilgalaikius saryšius tarp prekybos apimciu ir socialinës medijos sentimentu

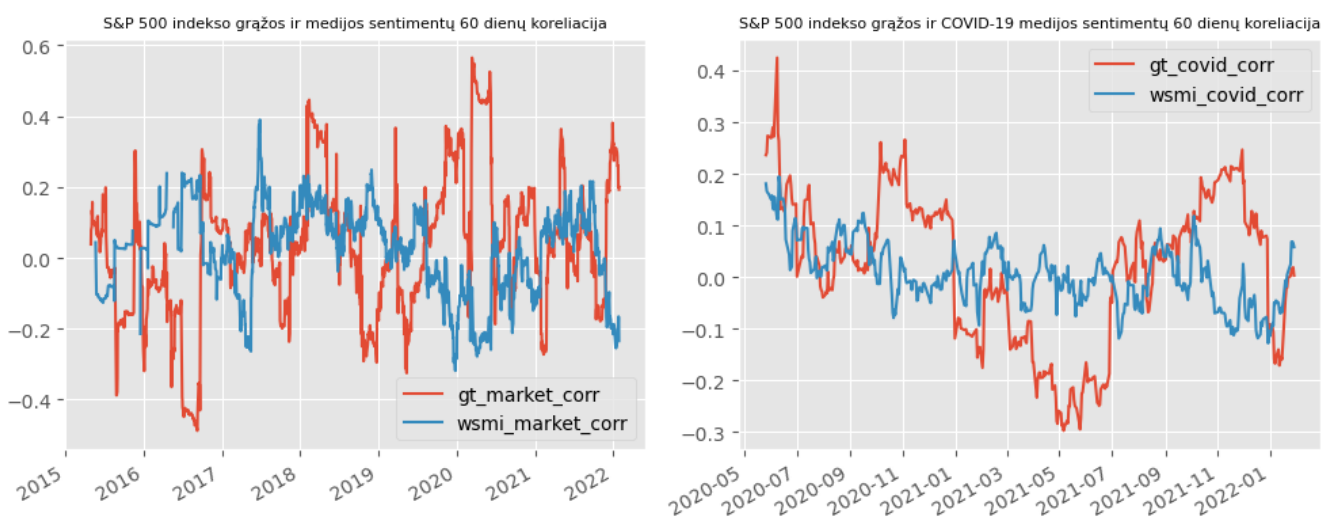
tvirčiausias ryšys matomas su *Google Trends* rinkos sentiment bei *Twitter* (wsmi) rinkos sentimentais, nors pagal grafinę analizę jau pastebėta, jog pastarasis sentimentas pasižymi vėlavimu. Abu minėti sentimentai pasižymi ilgalaikiu ryšiu su akcijų rinkos prekyboms apimtimis 19 iš 28 periodų.

Taigi, apibendrinant ilgalaikį sąryšį tarp akcijų rinkos indekso ir socialinės medijos sentimentų galima matyti, jog nors ir pagal sentimentus galima numatyti rinkos judėjimo kryptį, jie geriausiai atveju gali būti pagalbiniai indikatoriai priimant investavimo sprendimus, nes tvirtas ryšys su kaina neegzistuoja. Priešinga situacija yra su prekybos apimtimis, kur socialinės medijos sentimentas yra puikus indikatorius nusakantis ar aktyvumas rinkoje didės ar mažės.

4.1.2. Socialinės medijos sentimentų ir akcijų rinkos pokyčių koreliacinė analizė

Pagal Ho et al. (2017) socialinės medijos sąryšis su akcijų grąžomis labai priklauso nuo laikotarpio, taigi sentimentų ir rinkos koreliacija turėtų būti labai nepastovi. Kad būtų išsiaiškinta, kaip kinta šis sąryšis, tyrime nagrinėjama 60 dienų koreliacijos pokyčiai, didžiausios ir mažiausios reikšmės bei kokia yra viso laikotarpio koreliacija 2015-2020 ir 2020-2022 metais.

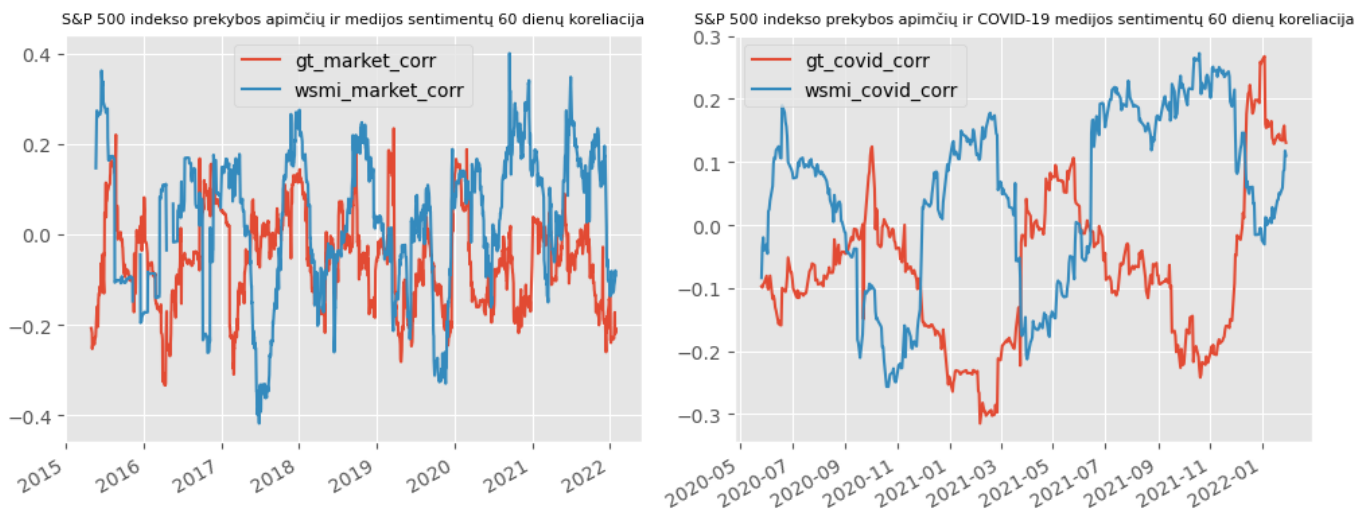
Vertinant socialinės medijos sentimentų ir S&P 500 indekso grąžos koreliaciją pastebėta, jog nepriklausomai nuo duomenų šaltinio su rinka susijusios informacijos sentimentas yra labiau koreliuojantis su indeksu, nei informacija susijusi su COVID-19, tačiau abejais atvejais matomi reikšmingi svyravimai nuo teigiamo sąryšio iki neigiamo (žr. 10 pav.). Stipriausią ryšį su pokyčiais akcijų rinkoje turi *Google* paieškų apie rinką sentimentas (gt_market_corr), kur koreliacija svyruoja nuo -0.488 iki 0.525 (žr. 5 priedą). Su pandemija susijusio internetinės paieškos stipriausią sąryšį su akcijų grąžomis turėjo pačios pandemijos pradžioje, kai koreliacijos koeficientas buvo lygus 0.425. Vartotojų įrašai apie pandemiją socialinės medijos platformose (wsmi_covid_corr) nei vienu laikotarpiu neturėjo reikšmingo sąryšio su pokyčiais rinkoje. Kaip Hai et al. (2015) teigė, tokiose platformose kaip *Twitter* daug informacijos yra susiję ne su akcijomis ir diskutuojamos įvairios tematikos, todėl informacija gali būti visiškai nereikšminga, ypač jei tematika yra COVID-19.



10 pav. Rinkos indekso grąžos ir skirtingų sentimentų slenkanti koreliacija

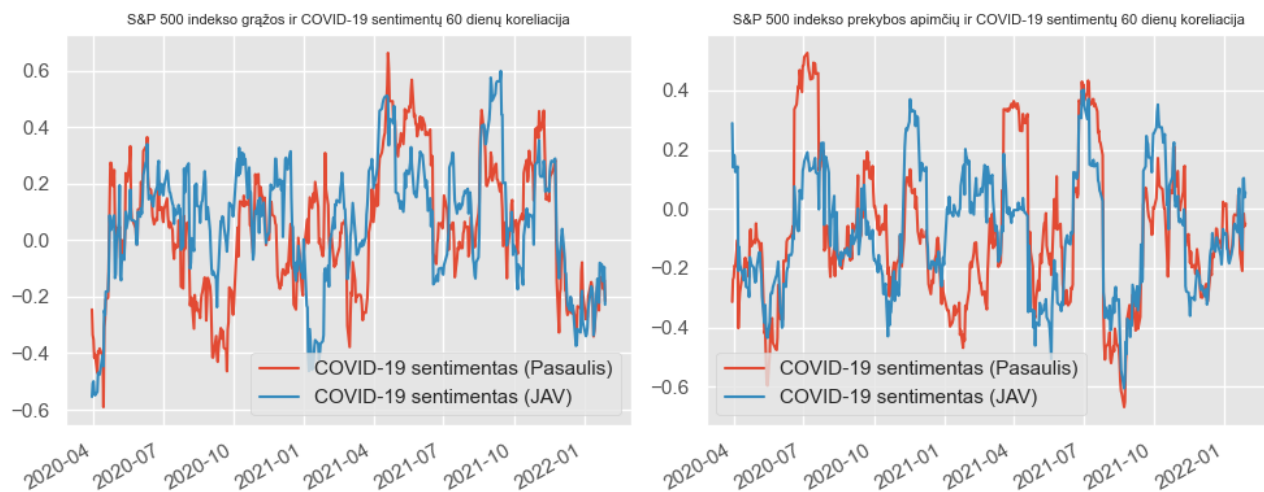
Taip pat įdomu tai, jog nepaisant pastebėto akivaizdaus ilgalaikio sąryšio tarp socialinės medijos sentimentų ir prekybos apimčių koreliacija tarp socialinės medijos sentimentų pokyčių ir prekybos apimčių pokyčių yra mažesnė nei lyginant sentimentus ir rinkos grąžas (žr. 11 pav.). Tačiau reikia

turėti galvoje, jog koreliacija akcentuojasi į pokyčius ir nors socialinės medijos sentimentų pokyčiai pasižymi ženkliai didesniais nuokrypiais, vidutinė nuokrypių reikšmė gali likti panaši ir tiek prekybos apimčių tiek sentimentų tendencijos judės ta pačia kryptimi.



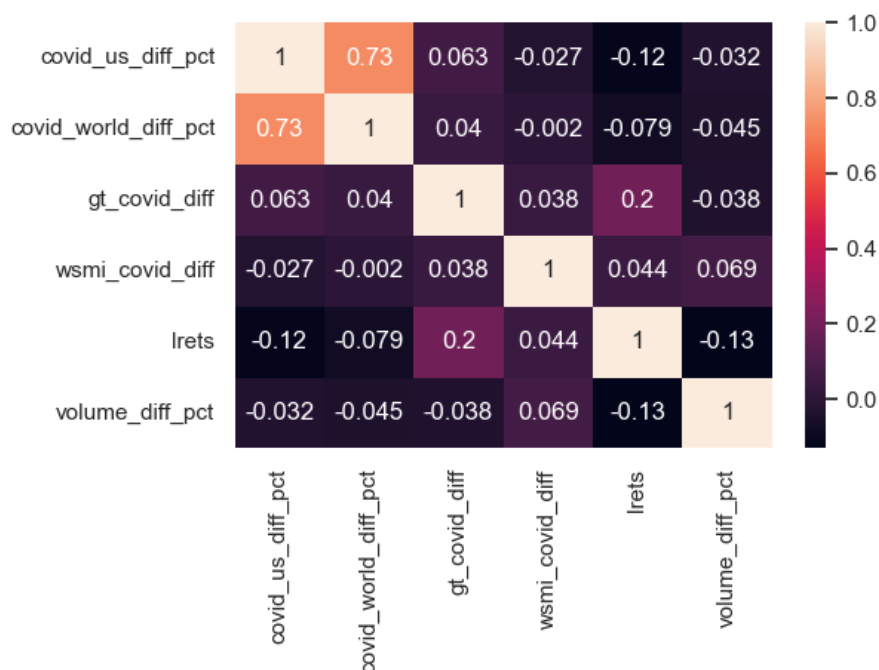
11 pav. Rinkos prekybos apimčių ir skirtingų sentimentų slenkanti koreliacija

Be socialinės medijos sentimentų tyrimo taip pat aiškinamasi ar yra egzistuojantis ryšys tarp naujų COVID-19 užsikrėtimų ir mirčių atvejų bei akcijų gražų. Ftiti et al. (2021) pažymi, jog šie parametrai yra susiję su padidėjusių akcijų kainų kintamumu ir sumažėjusiu akcijų rinkos likvidumu, tačiau ryšys su gražomis nepastebėtas. Atlikus koreliacinę analizę (žr. 12 pav.), kur naudojamas autorių pateiktas COVID-19 sentimentas, pastebima, jog koreliacija tarp sentimentų pokyčio ir rinkos gražos svyruoja nuo -0.6 pandemijos pradžioje iki 0.6 2021-aisiais metais. Palyginimui panaudojus JAV ir Pasaulio atvejų bei mirčių kiekių sentimentą pastebima, jog gražų atveju koreliacija išlieka panaši, tačiau kai tiriamas sentimentų sąryšis su prekybos biržoje apimtėmis sąryšio stiprumas priklauso nuo laikotarpio. Be to, kaip ir *Twitter* ar *Google* sentimentų atveju koreliacija su prekybos apimtėmis yra prastesnė nei su rinkos vertės pokyčiais, kas reiškia, jog palyginus su prekybos apimčių pokyčiais COVID-19 sentimentas pasižymi gerokai didesniu kintamumu.



12 pav. Akcijų rinkos parametrai ir COVID-19 sentimentų slenkanti koreliacija

Analizuojant su pandemija susijusius sentimentus taip pat aktualu yra išsiaiškinti, kaip jie yra susiję tarpusavyje ir ar vieno sentimentų pokytis daro įtaką kitų sentimentų pokyčiui. Sudarius koreliacinę matricą (žr. 13 pav.) matyti, jog vieninteliai tarpusavyje stipriai susiję rodikliai yra COVID-19 sentimentas su pasaulinio duomenimis ir tas pats sentimentas su JAV duomenimis.



13 pav. Skirtingų COVID-19 sentimentų sąryšis

Skirtumas tarp COVID-19 realių atvejų ir su COVID-19 susijusių *Google* paieškų ar *Twitter* sentimentų parodo, jog visuomenė į pandemiją reaguoja daug labiau nei yra realus jos poveikis, o kai pandemija jau tampa nusistovėjusi net ir didelis kiekis atvejų tampa nebe aktualia tematika.

4.1.3. Socialinės medijos sentimentų ir akcijų gražos koreliacinė analizė sektoriaus lygmeniu

Moller ir Reichamn (2023) pabrėžė, jog žiniasklaida skirtingų sektorių akcijas gali paveikti nevienodai, taigi aktualu išsiaiškinti, kaip su socialinės medijos sentimentų pokyčiais koreliavimo skirtingų pramonės sektorių akcijų gražos.

Vertinat *Google* paieškų apie rinką įtaką skirtingiems sektoriams 2015-2020 metais nei vienas iš sektorių neturėjo reikšmingos koreliacijos su sentimentu visu laikotarpiu (žr. 5 priedą), tačiau skirtinga 60 dienų koreliacija beveik visiems sektoriams bent jau dalyje periodų buvo reikšminga. Didžiausia *Google* sentimentų įtaka pastebėta finansų ir žaliavų sektoriui. Finansų sektoriuje neigiama koreliacija 2015-2020 metais buvo nukritusi iki -0.630, o didžiausias teigiamas ryšys 0.428. Žaliavų sektoriuje koreliacija taip pat svyravo nuo -0.572 iki 0.467. Taip pat telekomunikacijos ir ilgalaikio vartojimo prekės buvo vieninteliai sektoriai, kur didžiausia teigiama koreliacija buvo didesnė už didžiausios neigiamos koreliacijos absoliučią reikšmę, kas rodo, jog daugumą sektorių suintensyvėjusios internetinės paieškos labiau veikia teigiamai nei neigiamai. Kitaip tariant galima teigti, jog daugumoje sektorių neigiamos naujienos akcijų kainai yra reikšmingesnės, kaip savo tyrime teigė ir Caporale et al (2018).

Įrašų socialiniuose tinkluose sentimentas visiems sektoriams 2015-2020 metais buvo arba panašus arba mažesnis nei internetinių paieškų. Didžiausias sąryšis pastebėtas su IT sektoriumi, kur 60 dienų

koreliacija buvo pasiekusi 0.459, tačiau daugumoje sektorių koeficientas mažesnis nei 0.4, kas rodo, jog iš esmės nerasta jokio reikšmingo sąryšio. Tiesa, įdomu yra tai, jog *Twitter* rinkos sentimentas, kuris matuoja pozityvių žinių kiekį, dalyje periodų pasižymėjo neigiama koreliacija su sektorių gražomis, o sveikatos apsaugos sektoriaus ir sentimentų 60 dienų koreliacija buvo nukritusi iki -0.383. Kaip prieš tai buvo minėta, *Twitter* platformos sentimentai gali būti vėluojantys, taigi sentimentų reikšmė pradeda kilti tik po laiko, kai akcijų gražos jau buvo padidėjusios, nors prieš tai dėl neigiamo sentimentų galėjo ir kristi, taigi tokiu atveju gali būti gautas neigiamas sąryšis.

Lyginant 2015-2020 ir 2020-2022 metų laikotarpius pastebimas ženklus skirtumas tarp viso laikotarpio koreliacijų. Prieš pandemiją visų industrijų ir bendrai rinkos indekso viso laikotarpio koreliacija su internetinių paieškų sentimentu buvo artima nuliui, o pandemijos laikotarpiu reikšmės svyruoja nuo 0.206 (komunalinių paslaugų sektorius) iki 0.314 (finansai), kas nors ir nėra reikšmingas sąryšis, bet rodo koreliacijos galimybę. Finansų, energetikos, kasdienio vartojimo prekių ir telekomunikacijos sektorių 60 dienų koreliacijų didžiausia reikšmė viršijo 0.5, kas rodo vidutinio stiprumo ryšį, kai žemiausia koreliacija (taip pat kasdienio vartojimo prekių sektoriuje) užfiksuota buvo -0.384. Taigi, panašu, jog prasidėjus pandemijai COVID-19 pozityvi informacija tapo reikšmingesnė akcijų rinkos pokyčiams. Su COVID-19 paieškomis susijęs sentimentas daugiausiai įtakos turėjo sveikatos apsaugos sektoriuje. Tai vienintelis sektorius, kuriame 60 dienų koreliacija siekė 0.5. Antrasis pagal reikšmingumą buvo telekomunikacijos sektorius. Šie du sektoriai buvo vieni iš esminių prasidėjus pandemijai, taigi realu, jog investuotojai ir kiti socialinės medijos vartotojai ieškojo informacijos apie vakcinas, domėjosi kokios įmonės bus pirmosios pateikusios savo vakciną, o telekomunikacijos sektorius užsidarinėjant ekonomikai tapo kritiškai svarbus dėl tokių išpopuliarėjusių komunikacinių priemonių kaip Zoom ar Microsoft Teams, taigi normalu, jog prastėjanti pandeminė situacija ir tuo pačiu augančios apie pandemiją paieškų skaičius galėjo teigiamai atsiliiepti šiam sektoriui.

Įrašų *Twitter* platformoje sentimentų pokyčio ir skirtingų sektorių akcijų gražų koreliacija visam laikotarpiui kaip ir 2015-2020 taip ir 2020-2022 metais nebuvo reikšminga, o didžiausios ir mažiausios 60 dienų koreliacijos reikšmės per visus sektorius taip pat kardinaliai nepakito. Vienintelis ryškus pokytis yra informacinių technologijų sektoriuje. Prieš pandemiją didžiausia koreliacija buvo 0.469, kai prasidėjus pandemijai didžiausia reikšmė pasiekė vos 0.093. Prasidėjus pandemijai IT buvo vienas iš sektorių, kuriam pandemija turėjo mažiausiai įtakos, taigi panašu, jog su akcijų rinkomis susijusi informacija pandemijos laikotarpiu šiam sektoriui nebuvo reikšminga. Vartotojų įrašai susiję su pandemija didžiausia įtaką turėjo ilgalaikio vartojimo prekėms, tačiau 0.257 koreliacijos koeficientas nerodo galimybės, jog yra reikšmingas ryšys.

Taigi, apibendrinant socialinės medijos sentimentų sąryšius su skirtingų pramonės sektorių akcijų graža galima sakyti, jog stipriausią sąryšį medija turėjo su tais sektoriais, kurie yra itin svarbūs bendrai ekonominei ir socialinei gerovei: sveikatos apsauga, finansai ir telekomunikacijos (kurių svarbu itin padidėjo pandemijos laikotarpiu). Tai pat pastebėta, jog prieš pandemiją stipresnį sąryšį su akcijų gražomis turėjo neigiamos su įmone ir akcijų rinka susijusios žinios, o pandemijos laikotarpiu jau padidėjo ir teigiamų žinių svarba. Tai galioja ne vien atskirų sektorių bet ir bendrai rinkos lygmeniu. Bendrai vertinant koreliacinę analizę gauta, jog socialinės medijos sentimentų ir akcijų gražų (bei prekybos apimčių) sąryšio stiprumas labai priklauso nuo laikotarpio ir kad būtų galima remiantis sentimentais nuspėti rinkos indekso vertės pokyčius gali būti naudojami tik trumpi periodai.

4.2. Socialinės medijos įtakos akcijų gražai tyrimas individualių akcijų lygmeniu

4.2.1. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražos ilgalaikis sąryšis

Paskaičiavus vidutinį S&P 500 indekso mėnesio kintamumą ir procesą pakartojus kiekvienai indekse esančiai akcijai tolimesniam tyrimui atrinktos trys: su mažiausiu, didžiausiu bei viduriniu (lygiu medianai) kintamumu (žr. 6 lentelę).

6 lentelė. Atrinktos akcijos tyrimui

Simbolis	PG	CAT	ENPH
Pavadinimas	Procter & Gamble	Caterpillar Inc.	Enphase Energy
Sektorius	Kasdienio vartojimo prekės	Pramonė	Informacinės technologijos
Subsektorius	Asmeninės priežiūros produktai	Statybinės mašinos ir sunkvežimiai	Elektronikos komponentai
Indekse nuo	1957-03-04	1957-03-04	2021-01-07
Vid. mėn. graža, %	1.111	1.699	6.941
St. nuokrypis, %	4.124	8.031	29.005

Jeigu socialinės medijos įtaka akcijų kainai yra reikšmingas faktorius, tai didesnis akcijų kainos kintamumas turėtų indikuoti ir esantį didesnę sąryšį su socialinės medijos sentimentais. Alternatyviu atveju pagal efektyvios rinkos hipotezę turėtų reikšti, jog akcijų kainą labiau lemia ne socialinės medijos sentimentas, o kiti informacija, kuri atliekamame tyrime nėra naudojama. Dėl šios priežasties tyrime ir yra nuspręsta pasirinkti akcijas būtent pagal kintamumą.

Atlikus Engel-Granger testą (žr. 9,10 priedus), gauta, jog geriausiai ilgalaikis sąryšis dauguma laikotarpių yra ne su didžiausią nuokrypį turinčiomis akcijomis (ENPH), bet su tomis, kurios vidutiniškai pasižymi tokiu pat kintamumu kaip ir S&P 500 indeksas bei pasižymi panašiausia į rinkos indekso dinamika (CAT).

Kaip ir analizuojant rinkos lygmeniu, taip ir individualių akcijų atveju kointegracija yra ženkliai didesnė lyginant socialinės medijos bei šiuo atveju papildomai finansinių rodiklių (P/E ir dividendų-kainos santykis) ne su akcijų kaina, bet su prekybos apimtimi ir tik dividendų-kainos santykis abejais atvejais pasižymi ilgalaikiu sąryšiu panašų periodų skaičių. Dividendų-kainos santykis apskritai pasižymi geriausiu sąryšiu, kadangi kointegracija tarp rodiklio ir kainos visai atvejais gauta bent 20 periodų iš 28. Būtent šio rodiklio tinkamumą prognozuojant akcijų kainas pažymėjo ir Karpavičius ir Yu (2018), Cejnek ir Randl (2019). P/E rodiklis atliktame tyrime yra antras pagal reikšmingumą ir ilgalaikis sąryšis tarp jo ir akcijų kainos rastas nemažiau nei 6 perioduose. Atsižvelgus į šiuos rezultatus galima prieiti prie išvados, jog visgi ilgalaikėje perspektyvoje socialinės medijos sentimentas taip gerai neatspindi akcijų kainos kitimo tendencijos kaip populiariausi finansiniai rodikliai. Situacija yra kitokia kalbant apie sąryšius su prekybos apimtimis. Šiuo atveju *Google* paieškos ar įmonių skelbiamų įrašai yra tiek pat geras indikatorius.

Vertinant kaip kito sąryšis tarp akcijų kainos bei atrinktų kintamųjų per visą tyrimo laikotarpį nebuvo rasta, jog pandemijos laikotarpiu socialinės sentimentai taptų pastebimai reikšmingesni nei prieš pandemiją. Visų akcijų atveju ilgalaikis sąryšis su komponentais pastebėtas ir prieš pandemiją ir pandemijos laikotarpiu. Su COVID-19 susiję sentimentai akcijų kainoms reikšmingiausi buvo pačios

pandemijos pradžioje (2020.03.02 – 2020.06.02), nors vienos iš akcijų atveju (ENPH) sąryšio tarp kainos ir pandemijos sentimentų iš esmės nerasta.

4.2.2. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražos koreliacinė analizė

Atlikus koreliacinę analizę atrinktoms akcijoms (žr. 11,12 priedus) pastebėta ta pati savybė kaip ir tyrime rinkos lygmeniu – visų sentimentų bei rodiklių pokyčių koreliacija su gražomis yra geresnė nei su prekybos apimčių pokyčiais.

Vertinant atskirai atrinktų akcijų gražų koreliacijas su finansiniais rodikliais ir socialinės medijos sentimentais gauta, jog labai mažą dalį laikotarpių apskritai egzistuoja potencialus tiesinis sąryšis. Procter and Gamble (PG) akcijų atveju vienintelis *Google* paieškos sentimentas koreliuoja su akcijos graža du periodus. Dividendų-kainos santykio pokytis, *Google* paieškos COVID-19 sentimentas, paieškos apie įmonę ar su įmone susijusių *Twitter* įrašų teigiamas sentimentas koreliuoja vos vieną periodą.

Caterpillar (CAT) akcijų atveju dividendų-kainos santykis taip pat koreliuoja daugiausiai periodų – 3. Kiti rodikliai, su kuriais rasta tiesinio sąryšio užuomazgų: COVID-19 sentimentas su JAV duomenimis, įmonės įrašų sentimentas, *Google* paieškos apie rinką, *Twitter* įrašų apie įmonę sentimentas bei įrašų apie rinką sentimentas.

Enphase Energy įmonė nemoka dividendų, taigi rodikliai su kuriais akcijos gražos koreliuoja vieną ar daugiau periodų yra: COVID-19 sentimentas su pasaulio duomenimis, įmonės skelbiamų įrašų sentimentas, *Google* paieškų susijusių su įmone sentimentas, paieškos susijusių su rinka bei *Twitter* įrašų susijusių su įmone sentimentas.

Bendrai vertinant akcijų gražos sąryšius su socialinės medijos sentimentais ir net finansiniais rodikliais yra kintamumas. Kad potencialiai socialinės medijos sentimentai koreliuotų su akcijų gražomis ilgesnį laikotarpį, reiktų išsirinkti didžiulį kiekį skirtingų raktažodžių ir juos peržiūrėti bei keisti kiekvieną periodą, kitu atveju egzistuoja ta pati problema kaip ir analizuojant bendrai rinkos pokyčius – sąryšis yra laikinas ir labai priklauso nuo pasirinkto laikotarpio. Problema su finansiniais rodikliais yra ta, jog įmonių finansiniai rezultatai, iš kurių imami duomenys, paskelbiami tik kartą per ketvirtį, taigi prognozuoti dienes gražas tampa sudėtinga. Taip pat pavyzdžiui įmonės pelnas gali būti visiškai nepastovus dydis ir įmonė po vieno itin pelningo laikotarpio gali kitą laikotarpį dirbti nuostolingai. P/E rodiklio pokyčiai bus ženkliai didesni nei galima akcijų graža po rezultatų paskelbimo.

4.2.3. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražos regresinė analizė

Nepaisant silpnos koreliacijos tarp atrinktų tyrimui kintamųjų bei akcijos gražos regresinė analizė gali padėti atsakyti į esminį klausimą: ar finansiniai rodikliai ar socialinės medijos sentimentai yra geresni indikatoriai norint nuspėti akcijų kainos pokyčius. Regresinė analizė bus atliekama vienai iš akcijų, kuri per visus laikotarpius pasižymėjo geriausiu ilgalaikiu sąryšiu tarp sentimentų ir akcijų kainos – Caterpillar, be to šios akcijos kainos vidutinis mėnesio kintamumas tyrimo laikotarpiu buvo lygus S&P 500 indekso vertės kintamumo medianai, taigi geriausiai gali reprezentuoti visą rinką. Kad išsiaiškinti kaip kito socialinės medijos sentimentų reikšmingumas, analizė atliekama trejais laikotarpiais: prieš pandemiją (2018.02.04 – 2018.05.04), pandemijos pradžioje (2020.03.02 – 2020.06.02) ir pandemijai atslūgstant (2021.12.02 – 2022.02.02). Konkretūs laikotarpiai atrinkti

atsižvelgus į tai, kada didesnė dalis socialinės medijos sentimentų buvo reikšminga, kad geriau būtų galima įvertinti skirtingų sentimentų poveikį. Kiekvienam laikotarpiui atrenkami 5 kintamieji turintys didžiausią koreliacijos koeficientą iš kurių bent vienas yra finansinis rodiklis (jei koreliacijos lygios, tokiu atveju imami ne 5 rodikliai, o papildomai ir tie, kurie turi tokį patį koeficientą).

7 lentelėje pateikti rodikliai, kurie bus naudojami regresinei analizei skirtingais laikotarpiais:

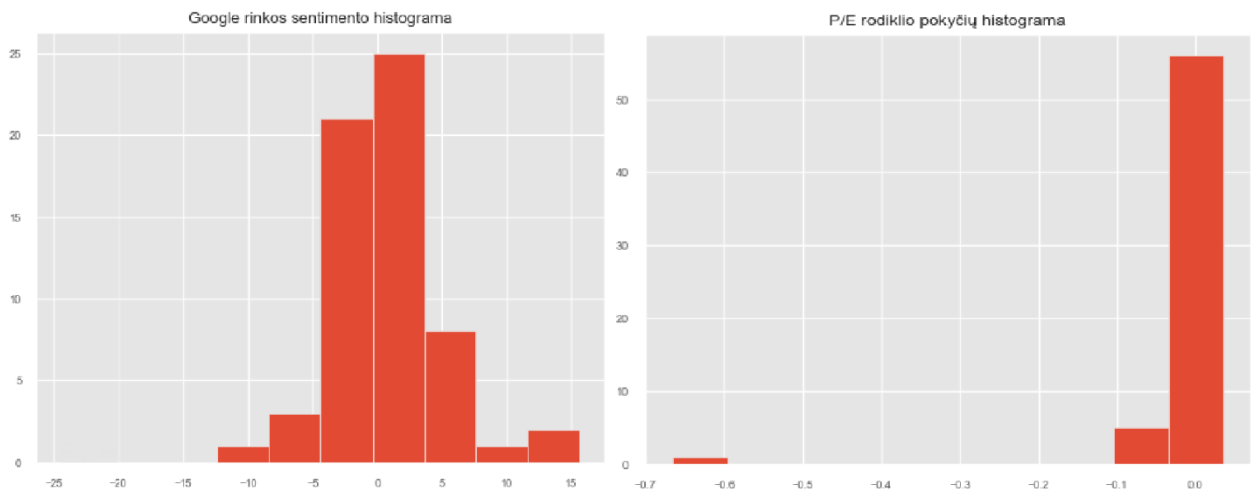
7 Lentelė. Kintamieji akcijų gražos prognozėms

Akcija	Laikotarpis	Kintamieji
CAT	nuo 2018-02-04 iki 2018-05-04	Įmonės įrašų medijoje sentimentas (cs_diff), Dividendų-kainos santykis (dp_diff_pct), <i>Google</i> rinkos sentimentas (gt_market_diff), P/E rodiklis (pe_diff_pct), <i>Twitter</i> įrašų apie rinką sentimentas (wsmi_market_diff)
CAT	nuo 2020-03-02 iki 2020-06-02	COVID-19 JAV sentimentas (covid_us_diff_pct), Dividendų-kainos santykis (dp_diff_pct), <i>Google</i> įmonės paieškos sentimentas (gt_cat_diff), <i>Google</i> rinkos sentimentas (gt_market_diff), P/E rodiklis (pe_diff_pct), <i>Twitter</i> vartotojų įrašų apie įmonę sentimentas (wsmi_cat_diff)
CAT	nuo 2021-12-02 iki 2022-02-01	Įmonės įrašų medijoje sentimentas (cs_diff), Dividendų-kainos santykis (dp_diff_pct), <i>Google</i> rinkos sentimentas (gt_market_diff), P/E rodiklis (pe_diff_pct), <i>Twitter</i> įrašų apie COVID sentimentas (wsmi_covid_diff)

Kad rodiklius būtų galima naudoti regresinėje analizėje visų pirma reikia įsitinkinti, jog jie yra stacionarūs. Atrinktiems kintamiesiems atliekamas ADF testas ir patikrinama hipotezė ar duomenis galima laikyti stacionariais. Atlikti stacionarumo testai (žr. 6,8 priedus) indikuoja, jog visi kintamieji kaip ir akcijų graža yra stacionarūs, t.y. pasižymi pastoviu vidurkiu ir standartiniu nuokrypiu.

4.2.3.1. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražų regresinė analizė prieš pandemiją

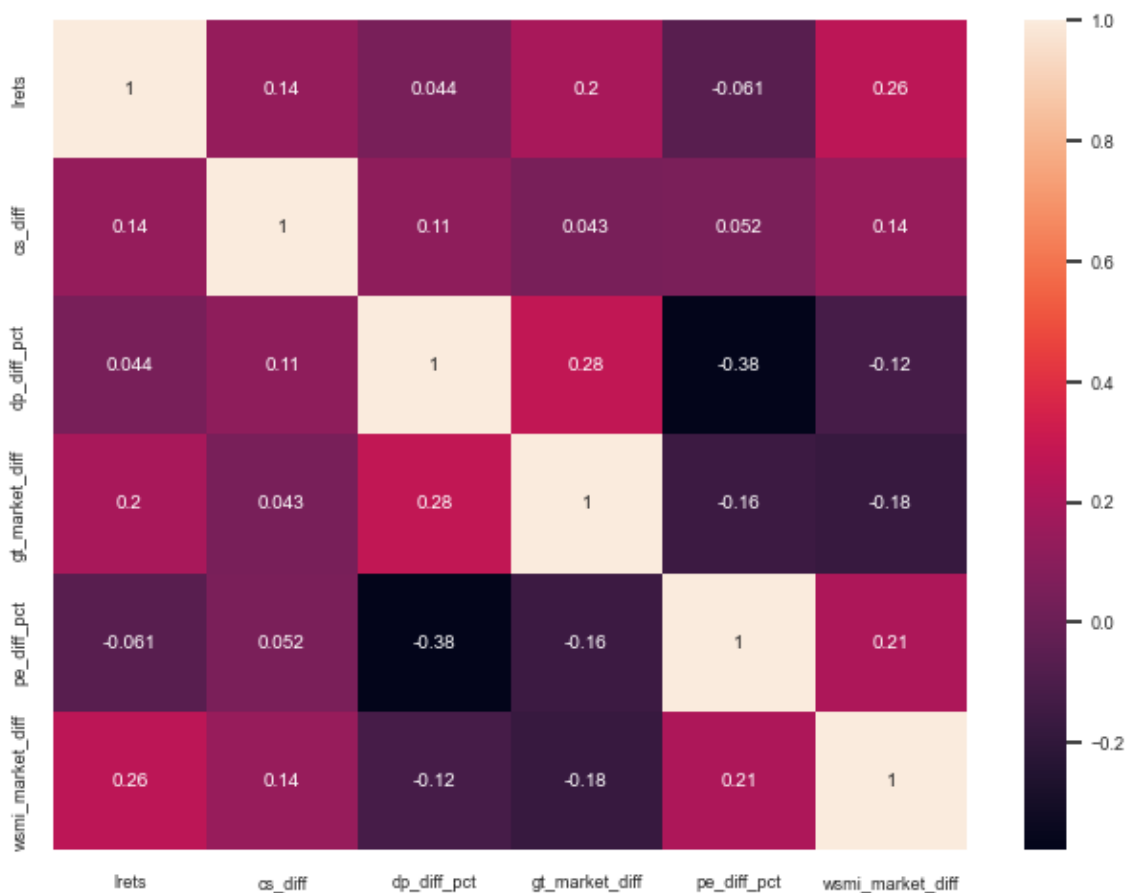
Jarque-Bera testas tikrina, ar kintamųjų pasiskirstymo kreivės pasvirimas ir kurtozė atitinka normalaus skirstinio kreivės. Akcijų gražos, įmonės įrašų sentimentų pokytis, dividendų- kainos santykis bei *Twitter* įrašų apie rinką sentimentų pokytis atitinka normalųjį skirstinį (žr. 14 priedą), tačiau testo rezultatai indikuoja, jog P/E rodiklio pokyčiai ir *Google* paieškų apie rinką sentimentų pokyčiai yra išsibarstę. 14 paveiksle pateiktos histogramos rodo, jog sentimentas yra labiau didėjantis nei mažėjantis, tačiau bendrai duomenys nėra daug netolygiai nukrypę, taigi sentimentas gali būti naudojamas.



14 pav. Sentimentų histogramos prieš pandemiją

P/E rodiklio pokyčiai didžiąja dauguma atvejų yra lygus nuliui, kas reiškia, jog akcijų kaina ilgą laikotarpį yra pastovi ir atspindi įmonės pelno rezultatus, tačiau maža dalis pokyčių yra visiškai nukrypę nuo likusios daugumos. Ši situacija, kaip minėta atliekant kintamųjų koreliacinę analizę, nutinka paskelbus naujus finansinius rezultatus. Nors išskirčių ir yra nedaug, tačiau šis ženklus pokytis su nauju įmonės pelnu tenkančiu akcijai gali reikšmingai iškreipti prognozę, taigi P/E rodiklis iš regresinės lygties pašalinamas.

Vertinant kintamųjų tarpusavio koreliaciją matyti, jog nei vienas tarpusavyje nėra stipriai susijęs (15 pav.). Didžiausias sąryšis rastas tarp P/E ir Dividendų-kainos sąryšio rodiklių, kur koeficientas lygus -0.38, tačiau P/E rodiklis iš regresijos pašalintas, tad jokių rizikų mulikolinearumui nėra.



15 pav. Skirtingų sentimentų koreliacija prieš pandemiją

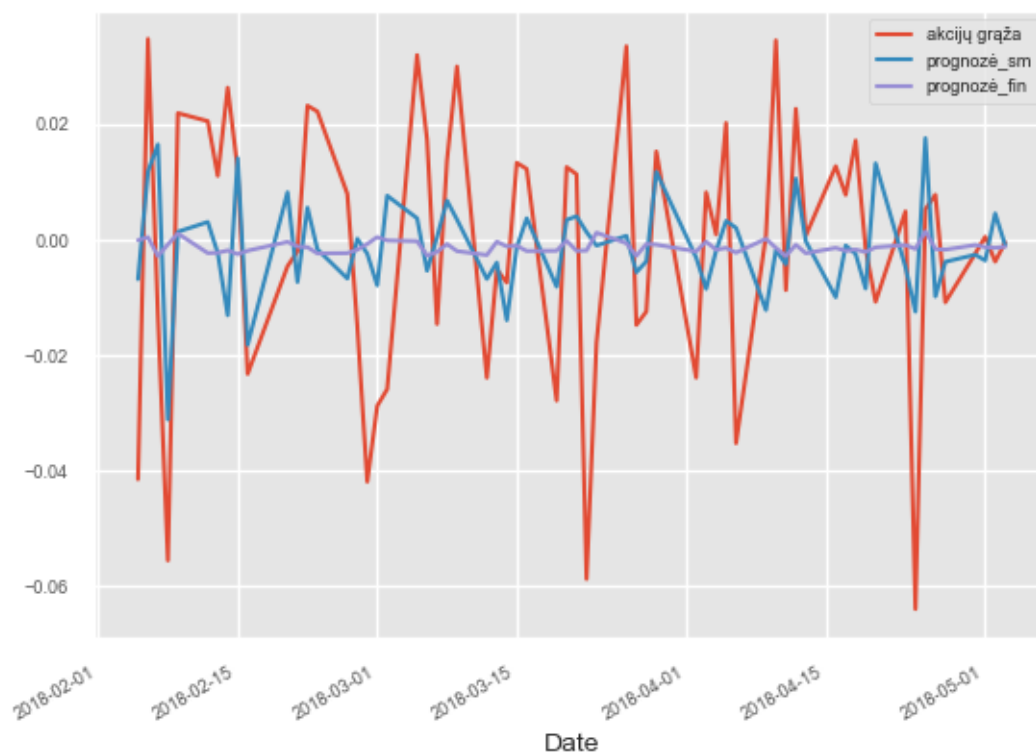
VIF multikolinearumo testas (žr. 13 priedą) taip pat nerodo jokios rizikos, kadangi visų kintamųjų rodiklis yra ne didesnis nei 1.259.

Įsitikinus, kad stacionarumo, normalumo ir multikolinearumo sąlygos tenkinamos sudaromos dvi regresinės lygtys su socialinės medijos sentimentu ir be:

$$\hat{r}_{SM} = -0.136 + 0.012 \times cs_diff + 0.154 \times dp_diff_pct + 0.112 \times gt_market_diff + 1.324 \times wsmi_market_diff \quad (4.1)$$

$$\hat{r}_{FIN} = -0.148 + 4.299 \times dp_diff_pct \quad (4.2)$$

Kai socialinės medijos sentimentas yra naudojamas regresinėje lygtyje, tai determinacijos koeficientas yra lygūs 0.13613, t.y. paaiškinama tik 13.63% akcijų gražų pokyčių kas rodo, jog modelis negalėtų būti naudojamas akcijų gražai. Tačiau jei iš lygties pašalinama ir socialinės medijos sentimentas ir regresinėje lygtyje naudojamas tik dividendų-kainos santykis tai determinacijos koeficientas krinta iki 0.0019. Analizuojamu laikotarpiu dividendų-kainos santykis visiškai netinka numatyti akcijų gražai prognozuoti. Pateiktas regresinių lygčių ir realių akcijų gražos pokyčių grafikas (žr. 16 pav.) aiškiai rodo, jog dividendų-kainos santykis (prognozė_fin) visiškai nenumato jokių nuokrypių ir iš esmės juda viena tiese.

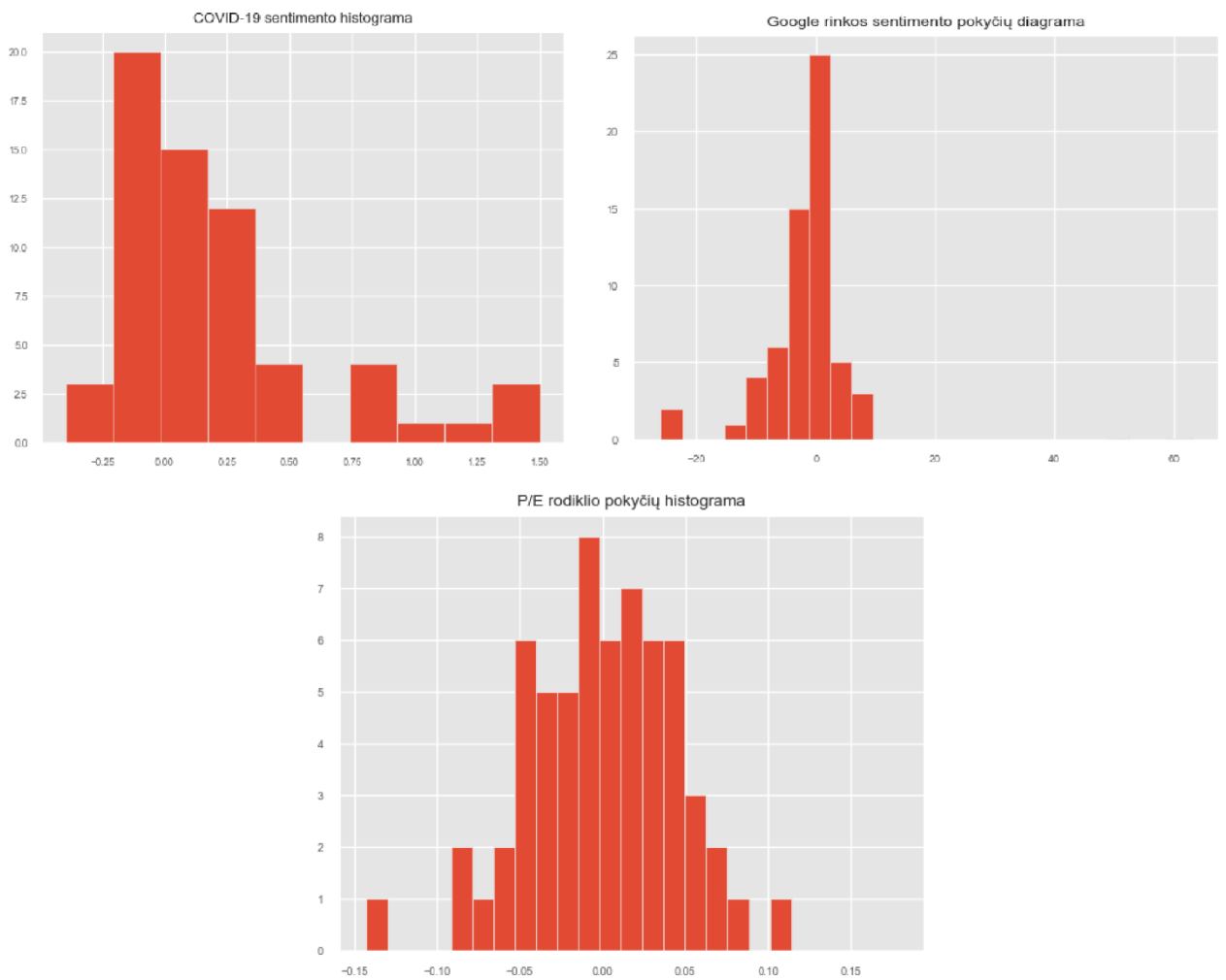


16 pav. Modelių tikslumo palyginimas prieš pandemiją

Kai lygtyje yra socialinės medijos sentimentas (*prognozė_sm*) modelis sugeba nusakyti akcijų grąžų kitimo kryptį, nors ir negali numatyti masto. Patvirtinamas Hai et al. (2015) teiginys, jog socialinės medijos sentimentas gali padėti tiksliau numatyti akcijų pokyčius, tačiau nepaisant Karpavičius ir Yu (2018) teiginių apie dividendų tinkamumą prognozuojant akcijų kainos pokyčius tyrimo rezultatai tai neigia. Žinoma, reikia turėti omenyje, rezultatai gali kisti priklausomai nuo pasirinkto periodo ir koks ilgas yra laikotarpis, bet dividendai apskritai yra sąlyginai mažai kintantis dydis, taigi dividendų ir akcijų kainos santykio prognozuojamumas iš esmės kyla iš rodiklio daliklio. Tai priveda prie išvados, jog akcijų grąžų prognozei labiau tinkama naudoti būtų tiesiog istorines akcijų kainas ir joms pritaikyti sudėtingesnius laiko eilučių metodus, o socialinės medijos sentimentas gali tik padėti numatyti kokios kryptimi akcijų grąžos kės.

4.2.3.2. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų grąžų regresinė analizė pandemijos pradžioje

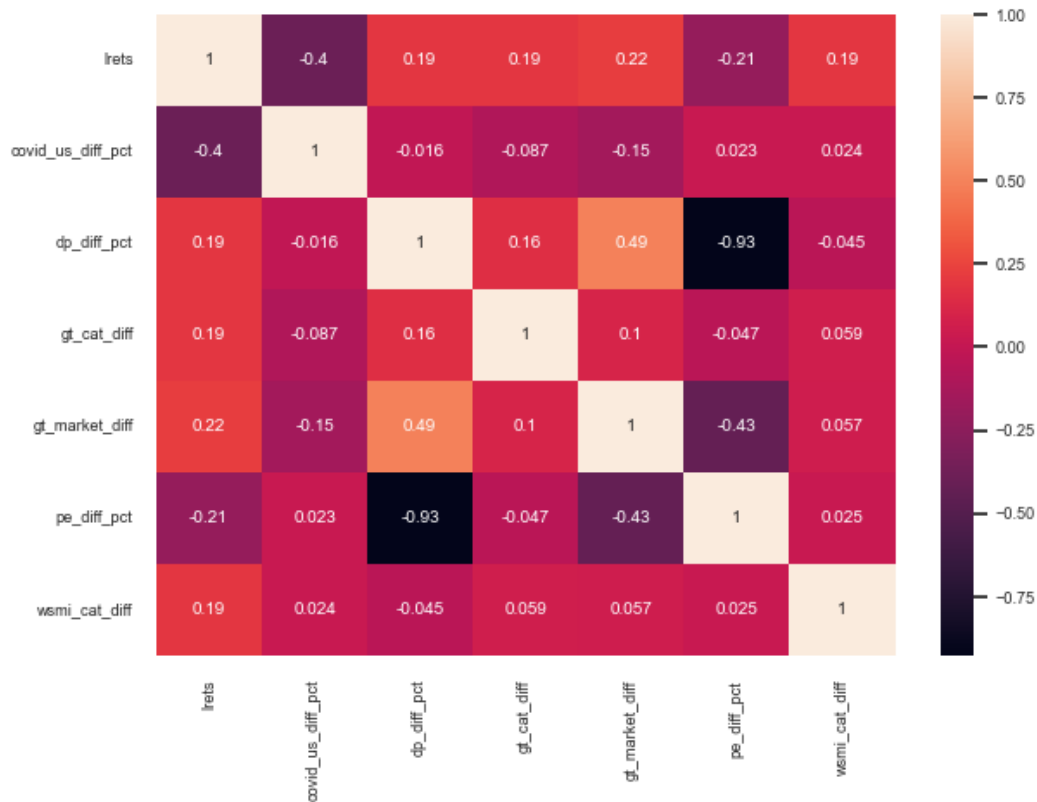
Pastebimas skirtumas tarp prieš pandeminio laikotarpio ir pandemijos pradžios, jog sumažėjo įmonės įrašų sentimentų reikšmingumas ir jo vietoje tarp reikšmingesnių sentimentų atsirado COVID-19 sentimentas Jungtinėse Valstijose. Tai parodo, jog prasidėjus pandemijai COVID-19 sentimentas tapo svarbesnis ir investuotojų požiūriu reikšmingesnis nei tai, ką planuoja įmonė. Tiesa įvertinus ar sentimentai yra normaliai pasiskirstę (žr. 14 priedą) pastebėta, jog COVID-19 sentimentas, kaip ir *Google* paieškų apie akcijų rinką sentimentas ar P/E rodiklio pokyčiai, nėra normalūs. Skirtumas tarp COVID-19 sentimentų ir kitų kintamųjų yra tas, jog pastarųjų histogramos primena normalųjį skirstinį, taigi gali būti naudojami regresinėje analizėje, o COVID-19 sentimentas yra labai netolygiai pasiskirstęs ir turi būti pašalintas (žr. 17 pav.).



17 pav. Sentimentų histogramos pandemijos pradžioje

Nors ir Ftiti et al. (2021), Gaina et al. (2022) pažymėjo, jog COVID-19 turėjo reikšmingą poveikį akcijų rinkai, sentimentu pokyčių pasiskirstymas rodo, kad jį panaudoti vertinant akcijų grąžoms ilgesniam laikotarpiui negalima dėl skirtingų kitimo tendencijų.

Prasidėjus pandemijai visų pirma pastebima kiek ryškesnė sentimentų koreliacija su akcijų grąžomis, taigi padidėjęs socialinės medijos vartotojų aktyvumas akcijų grąžų prognozuojamumui daro teigiamą įtaką (18 pav.). Tuo patvirtinamos Galton (1907) išvalgos apie *vox populli* ir jog visuomenės balsas turi prognozuojamą galią.



18 pav. Skirtingų sentimentų koreliacija pandemijos pradžioje

Iš visų sentimentų matosi, jog didžiausią neigiamą įtaką individualioms akcijoms pandemijos pradžioje turėjo būtent COVID-19 sentimentas, tačiau jis netinka prognozei. Kalbant apie multikolinearumą nagrinėjamu laikotarpiu pastebimas itin didelis ryšys tarp dividendų-kainos santykio ir P/E rodiklio pokyčių. Kai įmonės pelno bei mokamų dividendų rodikliai yra mažai kintantys, šių rodiklių pokyčių tendencija tampa identiška, nes abejais atvejais priklauso tik nuo akcijos kainos. Taip pat įdomu, jog koreliacijos koeficientas tarp dividendų-kainos santykio ir *Google* paieškų apie rinką sentimentą yra 0.49. Ši koreliacija taip pat atsiranda dėl mažai pakitusių dividendų. Dividendam nekintant kinta tik akcijos kaina, o kadangi *Google* rinkos sentimentas veikia akcijų kainas, tai tuo pačiu veikia ir dividendų-kainų santykį. VIF multikolinearumo testas (13 priedas) rodo, jog dividendų-kainos santykio ir P/E pokyčių rodikliai stipriai viršija 4, tad norint išvengti multikolinearumo problemos vienas iš jų – dividendų ir kainos santykis – pašalinamas.

Sudarius regresines lygtis matyti, jog nepaisant didesnės koreliacijos tarp socialinės medijos sentimentų ir akcijų grąžos modelio prognozujamumas dar suprastėjo. Žemiau pateiktos lygtys su koeficientais:

$$\hat{r}_{SM} = -0.094 + 0.129 \times gt_cat_diff + 0.049 \times gt_market_diff - 13.853 \times pe_diff_pct + 1.743 \times wsmi_cat_diff \quad (4.3)$$

$$\hat{r}_{FIN} = -0.021 - 19.228 \times pe_diff_pct \quad (4.4)$$

Determinacijos koeficientas modelyje, kuris naudoja socialinės medijos sentimentą, yra lygus 0.126, kas reiškia 1% prastesnę pokyčių akcijų grąžoje paaiškinimą nei prieš pandemiją. Taigi, galima matyti, jog geresnės koreliacijos nebūtinai reikš geresnę prognozuojamumą kai naudojami visi

sentimentai. Modelyje, kai naudojamas tik P/E rodiklis, determinacijos koeficientas lygus 0.045, tad kaip ir prieš pandemiją, finansinių rezultatų pokytis visiškai nepaaiškina pokyčių akcijų gražose.

Priežastis, kodėl modelio su socialinės medijos sentimentu prognozuojamoji galia sumažėjo yra ta, jog pandemijos pradžioje akcijų kainos patyrė daug didesnius šokus nei buvo užfiksuoti prieš pandemiją. Prieš pandemiją didžiausias akcijos kainos pokytis buvo kiek daugiau nei 6%, o pandemijos pradžioje kaina svyravo 10% ir daugiau abejomis kryptimis (19 pav.)

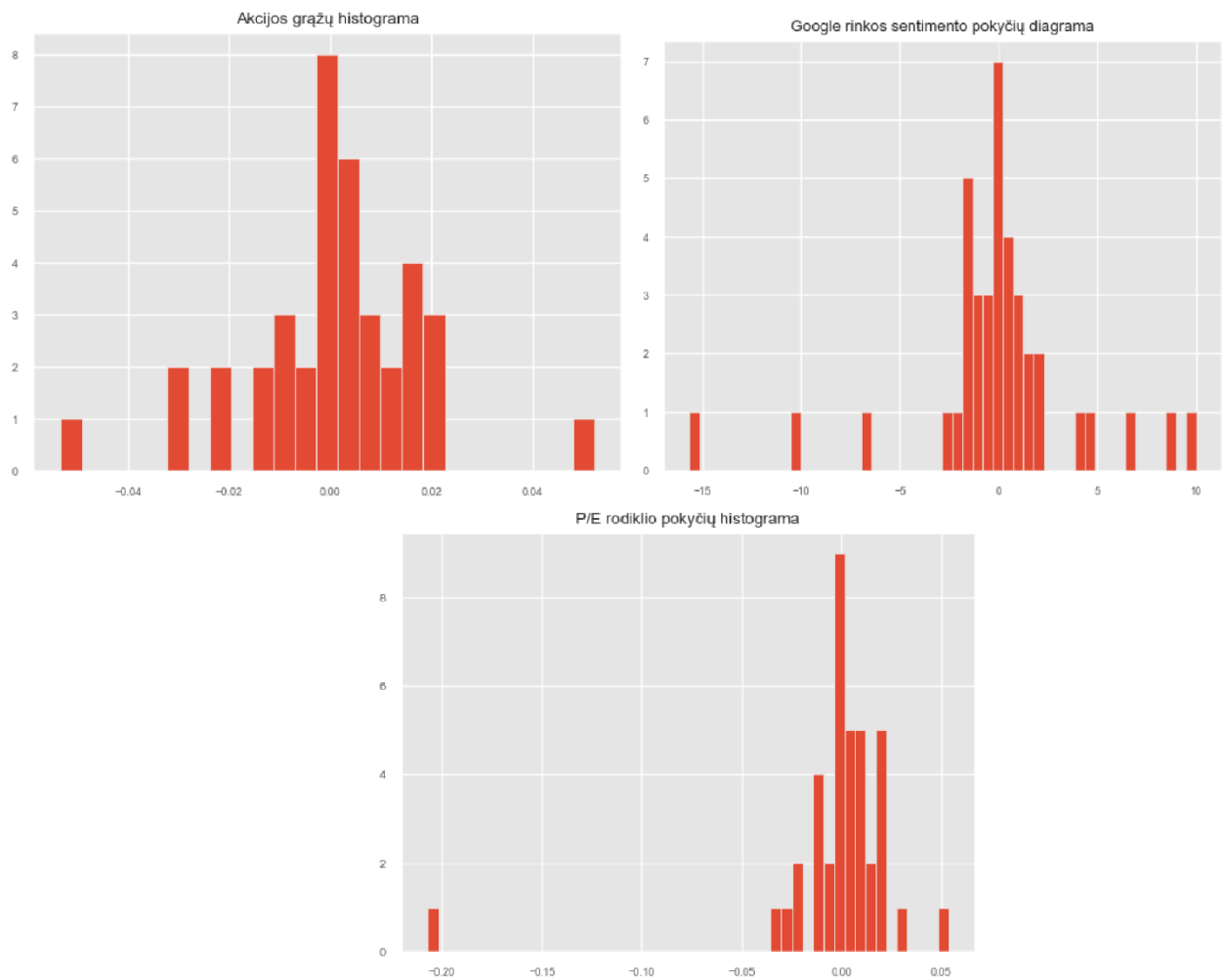


19 pav. Modelių tikslumo palyginimas pandemijos pradžioje

Nors regresinės lygties determinacijos koeficientas ir yra sumažėjęs, tačiau modelis kaip ir prieš pandemiją gali padėti numatyti akcijų gražos judėjimo kryptį. Socialinės medijos sentimentas padeda papildomai padeda užfiksuoti dalį šokų, kurie nėra matomi regresinėje analizėje naudojant tik P/E rodiklį.

4.2.3.3. Socialinės medijos ir atrinktų akcijų gražų regresinė analizė pandemijai stabilizavus

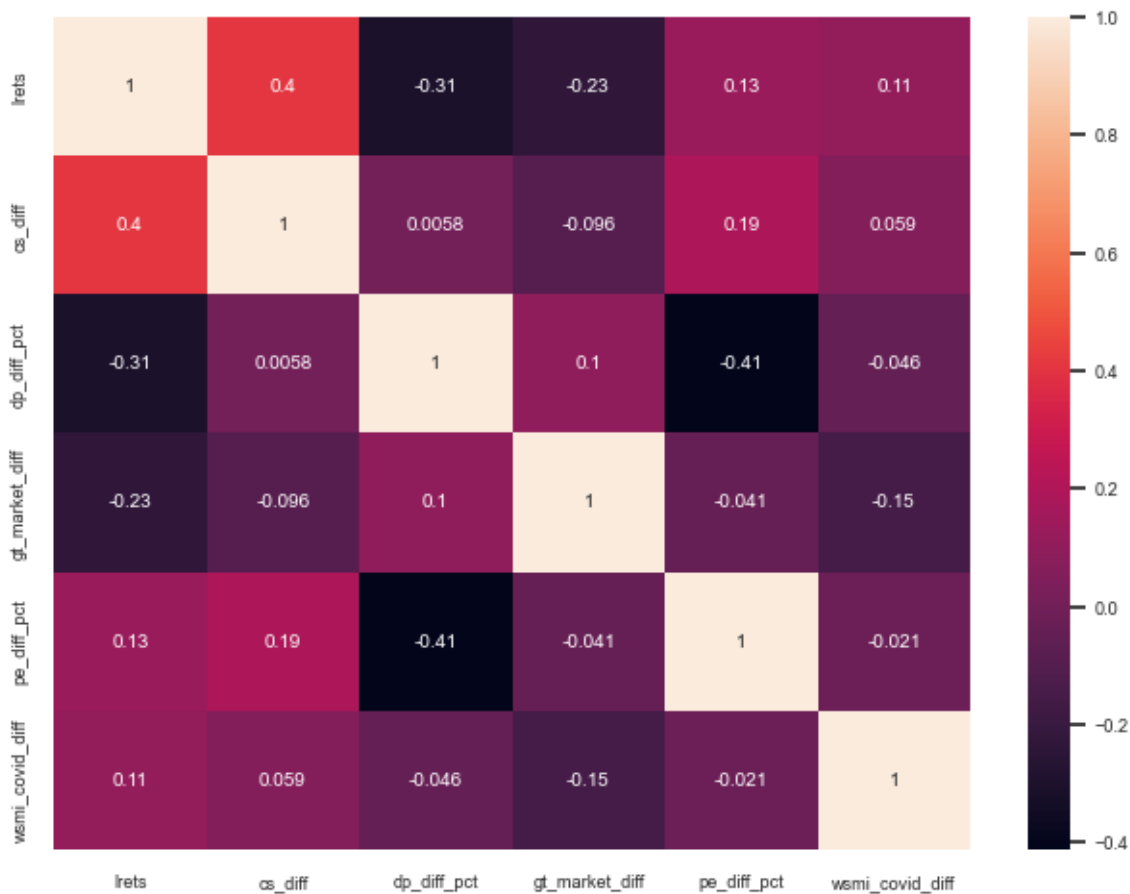
Vertinant akcijų gražos bei sentimentų pasiskirstymus pandemijos 2021.12.02 – 2022.02.02 gauta, jog akcijų gražos nėra pasiskirsčiusios pagal normalųjį skirstinį, nors jos *a priori* yra laikomos kaip normalios (14 priedas). *Google* paieškų apie rinką sentimentas kaip ir prieš tai buvusiais laikotarpiais pagal testus nėra pasiskirstęs normaliai, tačiau lyginant su pandemijos pradžia ar laikotarpiu dar prieš pandemiją, šikart sentimentų pokyčiai yra daug labiau pasibarstę (21 pav.), todėl į regresinę analizę įtraukti jų negalima. Tokiomis tematikomis kaip akcijų rinka žmonių susidomėjimas yra labai impulsyvus ir vedamas „bandos jausmo“: po staigaus ir didelio susidomėjimo taip pat greitai dalis socialinės medijos vartotojų tą susidomėjimą gali prarasti, todėl pasiskirstymas nėra normalusis. P/E rodiklio pokyčiai testą taip pat nėra pasiskirstę pagal normalųjį skirstinį, tačiau išskirčių kiekis yra minimalus ir regresinėje analizėje jis gali būti. Taip pat, esant dviem finansiniams rodikliams modelyje geriau galima palyginti poveikį su socialinės medijos sentimentu.



20 pav. Sentimentų histogramos atslūgus pandemijai

Vertinant kintamųjų tarpusavio koreliaciją galima, jog didžiausias multikoreliacijos tikimybė taip pat kaip ir pandemijos pradžioje yra tarp P/E ir dividendų-kainos santykio rodiklių (20 pav.), o kiti potencialūs regresijos kintamieji tarpusavyje reikšmingo ryšio neturi. Visgi atlikus VIF multikoreliacijos testą (žr. 13 priedą), matyti, jog multikoreliacijos tikimybė šiame periode yra maža ir abu kintamieji gali būti naudojami.

Žiūrint į kintamųjų koreliaciją su akcijų grąža yra du kintamieji, kurie turi statistiškai reikšmingą ryšį: įmonės įrašų socialinėje medijoje sentimentu pokyčiai (*cs_diff*) ir dividendų-kainos santykio pokyčiai (*dp_diff_pct*). Tačiau skirtingai nei pandemijos pradžioje, dividendų-kainos santykis ir akcijų grąža tiriamu laikotarpiu pasižymi neigiama koreliacija (-0.31). Taip nutikti gali tuo atveju kai dividendai yra pastovūs, o akcijų kaina auganti: dividendai iš esmės tampa konstanta, o konstanta padalinta iš akcijų kainos pokyčio yra atvirkštinis dydis akcijų grąžai, dėl ko susidaro neigiamas ryšys. Tai padaro prognozavimą remiantis dividendų-kainos santykiu komplikuotu: kai dividendai procentine išraiška paauga stipriau nei akcijų kaina gauname teigiamą ryšį, o kai dividendai pastovūs– ryšys neigiamas.



21 pav. Skirtingų sentimentų koreliacija atslūgus pandemijai

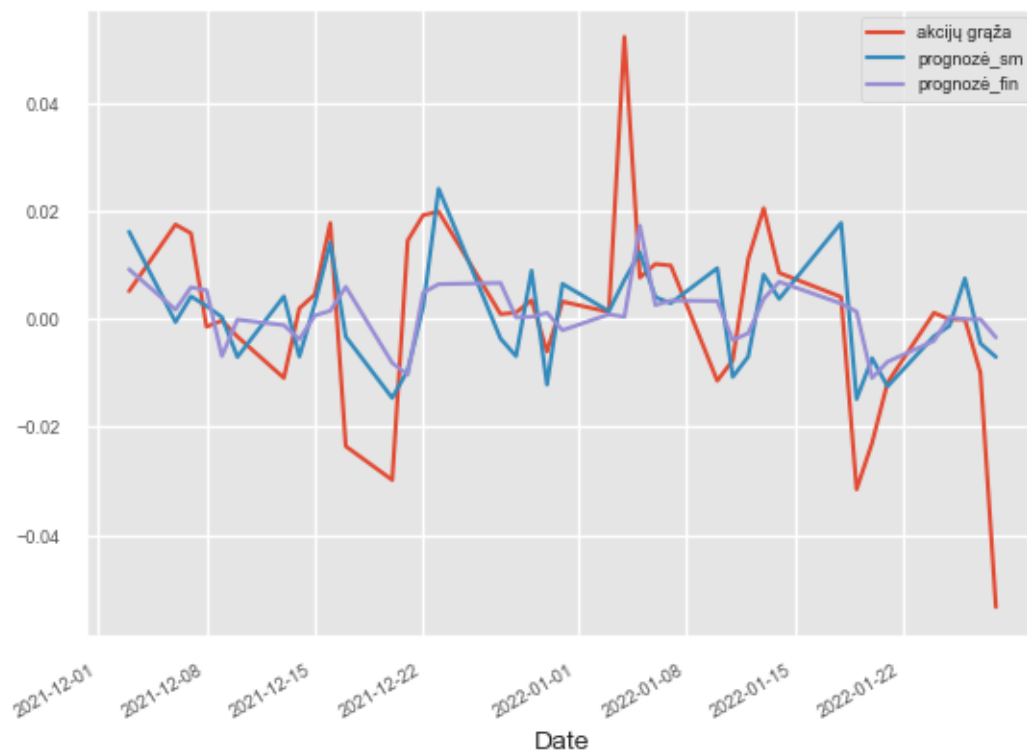
Iš sudarytų regresinių lygčių matyti, jog dividendų pokytis daug stipriau gali nulemti būsimas akcijų grąžas nei pokytis įmonės pelne ir yra taip pat turi 56,9% didesnę svorį modelyje nei *Twitter* sentimentas apie COVID-19 žinias (*wsmi_covid_diff* kintamasis yra indeksuotas nuo 0 iki 100).

$$\hat{r}_{SM} = -0.025 + 0.145 \times cs_diff - 38.137 \times dp_diff_pct - 4.453 \times pe_diff_pct + 0.243 \times wsmi_covid_diff \quad (4.5)$$

$$\hat{r}_{FIN} = -394.687 + 0.098 \times pe_diff_pct - 33.904 \times dp_diff_pct \quad (4.6)$$

Nors šiuo atveju finansiniai rodikliai gali atrodyti reikšmingi, yra didžiulis skirtumas lyginant modelių su socialinės medijos sentimentu ir be sentimentų tikslumą. Tiek pandemijos pradžioje tiek prieš pandemiją buvo matyti, jog modelis tik su finansinių rodiklių pokyčiais netinkamas akcijų grąžų prognozei, paskutiniu tiriamu periodu determinacijos koeficientas lygus 0.096, taigi galioje ta pati sąlyga. Jeigu į modelį yra įtraukiama socialinės medijos sentimentas (4.5 formulė), tai determinacijos koeficiento reikšmė kyla iki 0.274, t.y. paaiškinama iki 27.4% pokyčių akcijų grąžose. Nors ryšys vistiek yra silpnas, tačiau matoma, jog socialinės medijos sentimentas ženkliai pagerina akcijų grąžų prognozavimo tikslumą.

Didžiausia problema lemianti, kad ryšys vistiek yra silpnas – dideli svyravimai akcijų grąžoje, kur įvyksta atotrūkių tarp regresinės lygties ir realių grąžų (22 pav.) Jeigu būtų analizuojamas laikotarpis, kur akcijos per dieną nuo savo rinkos kainos nenukrypsta daugiau nei 2% - galima teigti, jog prognozavimo tikslumas būtų pastebimai didesnis.



22 pav. Modelių tikslumo palyginimas atslūgus pandemijai

Atlikta regresinė analizė prieš ir COVID-19 pandemijos laikotarpiu patvirtino, jog socialinės medijos sentimentas gali būti naudojamas analizuojant akcijų kainų pokyčius, tačiau sentimentų naudojimas kaip pagrindinio, o tuo labiau vienintelio duomenų šaltinio būtų visiškai netikslingas. Pagrindinė problema yra, jog tiek *Twitter* įrašų, tiek *Google* paieškos sentimentų reikšmingumas labai kinta priklausomai nuo laikotarpio ir sentimentai, kurie prieš pandemiją epizodiškai turėjo teigiamą poveikį akcijoms, pandemijos pradžioje gali turėti visiškai kitokią prasmę. Iš socialinės medijos ateinanti informacija gali padėti numatyti kokia kryptimi kis akcijos kaina ir judėjimo tendencija, tačiau nepadės numatyti koks didelis gali būti kainos šokas. Tačiau, nors ir sentimentų ir akcijų grąžos ryšys yra nestiprus, sentimentų įtraukimas kaip papildomų kintamųjų į regresiją gali ženkliai pagerinti regresijos tikslumą.

Kalbant apie esminius tyrimo apribojimus tai būtų duomenų gausa. Papildomų raktažodžių skaičiuojant socialinės medijos sentimentus įtraukimas, naujų apribojimų išsitraukiant socialinės medijos įrašus įtraukimas ar esamų apribojimų pašalinimas gali duoti geresnius rezultatus, tačiau didesnė informacijos gausa taip pat duotų ir didesnę kiekį su akcijų rinka galimai visai nesusijusios informacijos, kuri gali ne būtina pagerinti bet ir iškreipti duomenų tikslumą. Galiausiai duomenų surinkimas kainuotų reikšmingą dalį laiko ir atsižvelgiant į tai, kad kintant laikotarpiui tam tikrus raktažodžius reikėtų vis pašalinti ar koreguoti, modelį taptų sudėtinga pritaikyti praktiškai priimant realius investavimo sprendimus. Žiūrint į potencialius tolimesnius tyrimus šioje tematikoje, rekomendacija būtų išnagrinėti socialinės medijos sentimentą skirtingais laiko dažniais. Kadangi per dieną socialinės medijos sentimentas gali pakisti net keletą kartų, tai kainos bei sentimentų atnaujinimas kas valandą, minutę ar net dažniau gali duoti geresnius rezultatus.

Išvados

1. Išanalizavus faktorius lemiančius JAV akcijų rinkos dinamikos pokyčius matyti, jog prasidėjus COVID-19 pandemijai rinka buvo veikiamą tiek tiesioginių tiek netiesioginių faktorių. Literatūroje egzistuoja skirtingos nuomonės apie tai, kas buvo esminiai faktoriai nulėmę tiek staigius šokus tiek rekordinius pakilimus akcijų rinkoje. Yra pozicijos kurios teigia, jog pandemija apskritai nėra priežastis dėl ko įvyko didžiuliai svyravimai, o tai labiau nulemta besikeičiančio investuotojų požiūrio ir elgsenos. Kita pozicija tvirtina, jog ir pati pandemija turėjo įtaką pokyčiams rinkoje, o kaip pagrindiniai faktoriai įvardinti didžiulis naujų investuotojų išitraukimas į rinką, didėjanti žiniasklaidos ir socialinės medijos įtaka, priimti politiniai sprendimai ir egzistuojantis neuztikrintumas dėl ateities.
2. Žiniasklaidoje yra nemažas kiekis skirtingų žinių tipų ir dar daugiau metodų kaip įvertinti tų žinių poveikį akcijų rinkoms. Žinių poveikis akcijų rinkoms priklauso nuo jų tipo, taip pat jų pozityvumas gali nulemti kaip į tai reaguos investuotojai ir kaip kis kaina. Žinių, kurias vartotojai skleidžia socialiniuose tinkluose, reikšmingumas akcijų rinkai nėra visiškai aiškus ir iki galo išnagrinėtas, o autoriai pateikia skirtingas pozicijas. Dalyje tyrimų teigiama, jog socialinės medijos sentimentas gali padėti prognozuoti akcijų grąžas, o kita pusė sąryšį tarp skleidžiamos socialinėje medijoje informacijos ir akcijų grąžų laiko nereikšmingu. Priežastis, kodėl skirtingi tyrimai pateikia nevienodus rezultatus yra ta, jog besikeičiant laikotarpiui kinta ir informacijos gausa bei vartotojų aktyvumas socialinėje medijoje, be to, nagrinėjamos akcijų rinkos kurios nėra taip dažnai minimos žiniasklaidoje ir tose rinkose esančios akcijos nėra tokios populiaros tarp socialinės medijos vartotojų. Internetinių paieškų intensyvumas pagal mokslininkų atliktus tyrimus galėtų padėti prognozuojant akcijų grąžas, tačiau geresnis pritaikomumas siejamas vertinant akcijų kainos nepastovumą ir prekybos apimtis. Televizijos, makroekonominės, verslo, politinės žinios – visi šie informacijos šaltiniai specifinėse situacijose gali turėti teigiamą sąryšį su pokyčiais akcijų rinkoje, tačiau nėra garantijos, jog bet kuris iš jų bus ilgalaikis ir pastovus. Taip pat kaip neatsiejamas faktorius, kodėl žinios veikia akcijų rinkas, įvardijamos investuotojų emocijos.
3. Vertinant sąryšius tarp akcijų kainos bei atrinktų kintamųjų individualių akcijų lygmeniu per visą tyrimo laikotarpį nebuvo rasta, jog pandemijos laikotarpiu socialinės medijos sentimentai taptų pastebimai reikšmingesni nei prieš pandemiją. Individualių akcijų atveju ilgalaikis sąryšis su komponentais pastebėtas ir prieš pandemiją ir pandemijos laikotarpiu. Su COVID-19 susiję sentimentai akcijų kainoms reikšmingiausi buvo pačios pandemijos pradžioje kai tai dar buvo karšta tematika, tačiau paskui įtaka sumažėjo. Taip pat pastebėta, jog prieš pandemiją daugiausiai įtakos akcijų grąžai darė neigiamos su įmonėmis ir akcijų rinka susijusios žinios, o pandemijos laikotarpiu jau padidėjo ir teigiamų žinių svarba. Bendrai vertinant akcijų grąžos sąryšius su socialinės medijos sentimentais ir net finansiniais rodikliais pastebėtas didelis nepastovumas.
4. Ištyrus socialinės medijos sentimentų poveikį akcijų grąžai pramonės sektorių lygmeniu nustatyta, jog daugiausiai socialinės medijos buvo paveikti sveikatos apsaugos, finansų bei telekomunikacijos sektoriai – tie kurie buvo itin svarbūs pandemijos laikotarpiu.
5. Atlikta regresinė analizė prieš ir COVID-19 pandemijos laikotarpiu patvirtino, jog socialinės medijos sentimentas gali būti naudojamas tik kaip indikatorius padedantis numatyti, kokia kryptimi judės akcijos arba kaip papildomas kontrolinis kintamasis akcijų grąžų

prognozavimo modelyje, nes rezultatai indikuoja, jog modeliai su socialinės medijos sentimentu padeda geriau paaiškinti pokyčius rinkoje.

6. Norint, jog socialinės medijos sentimentas būtų reikšmingesnis jį reikėtų naudoti prognozuojant akcijų kainos kintamumą ir prekybos apimtys, su kuriais rastas stipresnis tiek ilgalaikis tiek trumpalaikis ryšys. Taip pat tyrime nagrinėtų modelių tikslumą galėtų pagerinti didesnis duomenų kiekis iš socialinės medijos, tačiau duomenų surinkimas kainuoja didelius laiko kaštus, taigi realioje praktikoje tai būtų neefektyvu ir geresnė alternatyva būtų naudoti klasikinius metodus ir indikatorius, kurie remiasi tik istorinėmis kainomis ir prekybos apimtimis.
7. Duomenų dažnis šiame tyrime buvo 1 diena. Žiūrint į potencialius tolimesnius tyrimus šioje tematikoje, rekomendacija būtų išnagrinėti socialinės medijos sentimentą mažesniu intervalu - valandų ar minučių – ir tada įvertinti ar sentimentais besiremianti prekybos akcijomis strategija gali būti pelninga.

Literatūros sąrašas

1. Abudy M. (2020). Retail investors' trading and stock market liquidity. *North American Journal of Economics and Finance*. 54. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2020.101281>
2. Akhtaruzzaman M., Boubaker S., Sensoy A. (2020). Financial contagion during COVID-19 crisis. *Finance Research Letters*. 38. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101604>
3. Al-Awadhi A., Alsaifi K., Alhammadi S. (2020). Death and contagious infectious diseases: Impact of the COVID-19 virus on stock market returns. *Journal of behavioral and experimental finance*. 100326. DOI: 10.1016/j.jbef.2020.100326
4. Al-Maadid A., Caporale G., Spagnolo F., Spagnolo N. (2020). The impact of business and political news on the GCC stock markets. *Research in International Business and Finance*, 52. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101102>
5. Alexakis C., Kenourgios D., Pappas V., Petropoulou A. (2021). From dotcom to Covid 19: A convergence analysis of Islamic investments. *J. Int. Financ. Markets Inst. Money*. 75. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101423>
6. Alfarano S., Camacho E., Morone A. (2011). The Role of Public and Private Information in a Laboratory Financial Market. *Experimental Finance*
7. Allcott H., Gentzkow M. (2017). Social Media and Fake News in the 2016 Election. *Journal of Economic Perspectives*. 31,2, p. 211-36. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.211>
8. Antweiler W., Frank M. (2005). Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards. *The Journal of Finance*, 59(3), p. 1259-1294. <https://doi.org/10.10111/j.1540-6261.2004.00662.x>
9. Ashraf, B.N. (2020a). Stock markets' reaction to Covid-19: Moderating role of national culture. *Finance Research Letters*. 41. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101857>
10. Ashraf, B. N. (2020b). Stock markets' reaction to covid-19: Cases or fatalities? *Research in International Business and Finance*. 54. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101249>
11. Baker S., Bloom N., Davis S., Kost K., Sammon M., Viratyosin T. (2020). The Unprecedented Stock Market Reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies*. 10,4, p. 742-758. <https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa008>
12. Bijl L., Kringhaug G., Molnar P., Sandvik E. (2016). Google searches and stock returns. *International Review of Financial Analysis*. 45 150-156, <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.03.015>
13. Birz G., Lott J. (2011). The effect of macroeconomic news on stock returns: New evidence from newspaper coverage. *Journal of Banking & Finance*, 35, p. 2791-2800.
14. Breaban A., Noussair C. (2018). Emotional State and Market Behavior. *Review of Finance*. 22,1, p. 279-309. <https://doi.org/10.1093/rof/rfx022>
15. Brown P, Keim DB, Kleidon AW, Marsh TA (1983). Stock return seasonalities and the tax-loss selling hypothesis: analysis of the arguments and Australian evidence. *J Financ Econ*, 12(1):105–112
16. Caporale G., Spagnolo F., Spagnolo N. (2016). Macro news and stock returns in the Euro area: A VAR-GARCH-in-mean analysis. *International Review of Financial Analysis*, 45, p. 180-188. <http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2016.03.016>

17. Caporale G., Spagnolo F., Spagnolo N. (2018). Macro news and bond yield spreads in the euro area. *The European Journal of Finance*, 24(2), p. 114-134. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2017.1285797>
18. Caporale G., Plastun A., Makarenko I. (2019). Force majeure events and stock market reactions in Ukraine. *Investment Management and Financial Innovations*. 16,1, p. 334-345. DOI: 10.21511/imfi.16(1).2019.26
19. Caporale G., Kang W., Spagnolo F., Spagnolo N. (2022). The COVID-19 pandemic, policy responses and stock markets in the G20. *International Economics*, 172, p. 77-90. <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2022.09.001>
20. Cejnek G., Randl O. (2019). Dividend Risk Premia. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 55,4, p. 1199-1242. <https://doi.org/10.1017/S0022109019000309>
21. Cepoi C. (2020). Asymmetric dependence between stock market returns and news during COVID-19 financial turmoil. *Finance Research Letters*. 36. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101658>
22. Chen C, Tang W., Huang B. (2009). The Positive and Negative Impacts of the Sars Outbreak: A Case of the Taiwan Industries. *The Journal of Developing Areas*. 43(1). DOI: 10.1353/jda.0.0041
23. Chiah M., Zhong A. (2020). Trading from home: The impact of COVID-19 on trading volume around the world. *Finance Research Letters*. 37. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101784>
24. Chiah M., Tian X., Zhong A. (2022). Lockdown and retail trading in the equity market. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*. 33. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2021.100598>
25. Corbet S., Hou Y., Hu Y., Lucey B., Oxley L. (2020). Aye Corona! The contagion effects of being named Corona during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*. 38. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101591>
26. Cordes H., Nolte S., Schneider J. (2022). Dynamics of stock markets developments, financial behaviour, and emotions. *Journal of Banking and Finance*. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106711>
27. Cox J., Greenwald D., Ludvigson S. (2020). What Explains the COVID-19 Stock Market? *NBER*. 27784. <https://doi.org/10.3386/w27784>
28. Dayong Zhang, Min Hu, Qiang Ji (2020). Financial markets under the global pandemic of COVID-19. *Finance Research Letters*. 36. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101528>
29. Dergiades T., Milas C., Panagiotidis T. (2020). A mixed frequency approach for stock returns and valuation ratios. *Economics Letters* 187. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.108861>
30. Dragomirescu-Gaina C., Philippas D. (2022). Local versus global factors weighing on stock market returns during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 46. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102270>
31. Engelberg J., Sasseville C., Williams J. (2012). Market madness? The case of Mad Money. *Management Science*, 58(2), p. 351-364. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1100.1290>
32. Fernandez-Perez, A., Gilbert, A., Indriawan, I., Nguyen, N.H. (2021). COVID-19 pandemic and stock market response: A culture effect. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*. 29. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100454>
33. Ftiti Z., Ameer H., Louhichi W. (2021). Does non-fundamental news related to COVID-19 matter for stock returns? Evidence from Shanghai stock market. *Economic Modelling*, 99. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2021.03.003>

34. Galton F. (1907). Vox Populi. *Nature*. 75, p. 450-451. <https://doi.org/10.1038/07545a0>
35. Griffith, J., Najand, M., Shen, J. (2020). Emotions in the stock market. *The Journal of Behavioral Finance*. 21,1, p. 42-56. <https://doi.org/10.1080/15427560.2019.1588275>
36. Ham C., Kaplan Z., Leary M. (2019). Do dividends convey information about future earnings? *Journal of Financial Economics*. 136, 2, p. 547-570. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.10.006>
37. Hao P., Kung C., Chang C., Ou J. (2021). Predicting stock price trends based on financial news articles and using a novel twin support vector machine with fuzzy hyperplane. *Applied Soft Computing Journal*, 98. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106806>
38. Hayn C. (1995). The Information Content of Losses. *Journal of Accounting and Economics*. 20, p. 125-153. [http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101\(95\)00397-2](http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101(95)00397-2)
39. Ho C., Damien P., Gu B., Konana P. (2017). The time-varying nature of social media sentiments in modeling stock returns. *Decision Support Systems*. 101, p. 69-81. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2017.06.001>
40. Ichev R., Marinč M. (2018). Stock prices and geographic proximity of information: Evidence from Ebola outbreak. *International Review of Financial Analysis*. 56, p. 153-166. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.12.004>
41. Karpavičius S., Yu F. (2018). Dividend premium: Are dividend-paying stocks worth more? *International Review of Financial Analysis*. 56, p. 112-126. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.01.004>
42. Lerner J., Keltner D. (2001). Fear, anger, and risk. *Journal of personality and social psychology*. 84,1, p.146-159. DOI: 10.1037/0022-3514.81.1.146
43. Liaukonyte, J., Žaldokas, A. (2022). Background noise? TV advertising affects real time investor behavior. *Management Science*, 68, 2465–2484. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2021.4003>
44. McMillan D. (2019). Predicting firm level stock returns: Implications for asset pricing and economic links. *The British Accounting Review*, 51, p. 333-351. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.001>
45. Moller R., Reichman D. (2023). COVID-19 related TV news and stock returns: Evidence from major US TV stations. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 87, p. 95-109. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2022.11.007>
46. Nepp A., Okhrin O., Egorova J., Dzhuraeva Z., Zikov A. (2022). What threaten stock market more – The coronavirus or the hype around it? *International Review of Economics and Finance*. 78, 519-539. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.12.007>
47. Nichols D., Wahlen J., Wieland M. (2017). Pricing and Mispricing of Accounting Fundamentals in the Time-Series and in the Cross Section. *Contemporary Accounting Resear.* 34,3, p. 1378-1417. <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12317>
48. Nguyen T., Shirai K., Velcin J. (2015). Sentiment analysis on social media for stock movement prediction. *Expert Systems with Applications*. 42, 24, p. 9603-9611. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.07.052>
49. Nofer M., Hinz O. (2015). Using Twitter to Predict the Stock Market. *Business & Information Systems Engineering*. 57, p. 229-242. DOI: 10.1007/s12599-015-0390-4
50. Pagano M., Sedunov J., Velthuis R. (2021). How did retail investors respond to the COVID-19 pandemic? The effect of Robinhood brokerage customers on market quality. *Finance Research Letters*. 43. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101946>

51. Pech C., Noguera M., White S. (2015). Financial ratios used by equity analysts in Mexico and stock returns. *Contaduria y Administracion*. 60, p. 578-592. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cya.2015.02.001>
52. Pinheiro L., Dras M. (2017). Stock Market Prediction with Deep Learning: A Character-based Neural Language Model for Even-based Trading. *Proceedings of the Australasian Language Technology Association Workshop*. p 6-15.
53. Preis T., Reith D., Stanley H. (2010). Complex dynamics of our economic life on different scales: insights from search engine query data. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. 368, 1933, p. 5707-5719. <https://doi.org/10.1098/rsta.2010.0284>
54. Preis T., Reith D., Stanley H. (2013). Quantifying Trading Behavior in Financial Markets Using Google Trends. *Scientific Reports*. 3(1684). <https://doi.org/10.1038/srep01684>
55. Rao T., Srivastava S. (2014). Twitter Sentiment Analysis: How to Hedge Your Bets in the Stock Markets. *State of the Art Applications of Social Network Analysis*. p. 227-247. DOI: 10.1007/978-3-319-05912-9_11
56. Ravi K., Ravi V. (2015). A survey on opinion mining sentiment analysis: Tasks, approaches and applications. *Knowledge-Based Systems*. 89, p. 14-46. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.06.015>
57. Salisu A., Ogbonna A., Adewuyi A. (2020). Google trends and the predictability of precious metals. *Resources Policy*. 65. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2019.101542>
58. Salisu A., Vo X. (2020). Predicting stock returns in the presence of COVID-19 pandemic: The role of health news. *International Review of Financial Analysis*. 71. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101546>
59. Sicherman N., Loewenstein G., Seppi D., Utkus S. (2015). Financial Attention. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2120955>
60. Siganos A., Vagenas-Nanos E., Verwijmeren P. (2014). Facebook's daily sentiment and international stock markets. *Journal of Economic Behavior & Organization*. 107, B, p. 730-743. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2014.06.004>
61. Su C., Rizvi S., Naqvi B., Mirza N., Umar M. (2022). COVID19: A blessing in disguise for European stock markets. *Finance Research Letters*. 49. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103135>
62. Sul H., Dennis A., Yuan L. (2016). Trading on Twitter: Using Social Media Sentiment to Predict Stock Returns. *Decision Sciences*. 48,3, p. 454-488. <https://doi.org/10.1111/deci.12229>
63. Teti E., Dallochio M., Aniasi A. (2019). The relationship between twitter and stock prices. Evidence from the US technology industry. *Technological Forecasting & Social Change*, 149. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119747>
64. Towers, S., Afzal, S., Bernal, G., Bliss, N., Brown, S., Espinoza, B., et al. (2015). Mass media and the contagion of fear: The case of ebola in America. *PLoS One*. 10(6). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0129179>
65. Xie L., Wang M., Huynh T. (2021). Trust and the stock market reaction to lockdown and reopening announcements: A cross-country evidence. *Finance Research Letters*. 46. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102361>
66. Xu Y., Liang C., Li Y., Huynh T. (2022). News sentiment and stock return: Evidence from managers' new coverages. *Finance Research Letters*, 48. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102959>

67. Yin L., Nie J. (2021). Adjusted dividend-price ratios and stock return predictability: Evidence from China. *International Review of Financial Analysis*. 73. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101618>
68. Yun H., Sim G., Seok J. (2019). Stock Prices Prediction using the Title of Newspaper Articles with Korean Natural Language Processing. *2019 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication*. DOI: 10.1109/ICAIIIC.2019.8668996
69. Zhang X., Fuehres H., Gloor P. (2011). Predicting Stock Market Indicators Through Twitter “I hope it is not as bad as I fear”. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*. 26, p. 55-62. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.10.562>

Informacijos šaltinių sąrašas

1. Charles Schwab Corporation. Financial reports and presentations. Prieiga per: <https://www.aboutschwab.com/financial-reports>
2. Factbox: The U.S retail trading frenzy in numbers. Prieiga per: <https://www.reuters.com/article/us-retail-trading-numbers-idUSKBN29Y2PW>
3. The rise of retail traders. Prieiga per: <https://www.bnymellonwealth.com/articles/strategy/the-rise-of-retail-traders.jsp>
4. Robinhood revenue and usage statistics (2022). Prieiga per: <https://www.businessofapps.com/data/robinhood-statistics/>
5. The Global Industry Classification Standard. Prieiga per: <https://www.msci.com/our-solutions/indexes/gics>
6. Yahoo Finance. Prieiga per: <https://finance.yahoo.com/>
7. Stocks in S&P 500 Index. Prieiga per: <https://stockmarketmba.com/stocksinthesp500.php>
8. Federal Reserve Economic Data. Prieiga per: <https://fred.stlouisfed.org>
9. Consumers price index and annual percentage changes from 1913 to 2008. Prieiga per: <https://www.usinflationcalculator.com/inflation/consumer-price-index-and-annual-percent-changes-from-1913-to-2008/>
10. Nielsen, 2021. The Nielsen total audience report. Prieiga per: <https://www.nielsen.com/insights/2021/total-audience-advertising-across-todays-media/>
11. Our World in Data. Prieiga per: <https://ourworldindata.org/coronavirus>
12. Macrotrends, Enphase Energy Financial Ratios for Analysis 2009-2022. Prieiga per: <https://www.macrotrends.net/stocks/charts/ENPH/enphase-energy/financial-ratios?freq=Q>
13. Macrotrends, TESLA Financial Ratios for Analysis 2009-2022. Prieiga per: <https://www.macrotrends.net/stocks/charts/TSLA/tesla/financial-ratios?freq=Q>
14. Macrotrends, Caterpillar Financial Ratios for Analysis 2009-2022. Prieiga per: <https://www.macrotrends.net/stocks/charts/CAT/caterpillar/financial-ratios?freq=Q>
15. Macrotrends, Procter & Gamble Financial Ratios for Analysis 2009-2022. Prieiga per: <https://www.macrotrends.net/stocks/charts/PG/procter-gamble/financial-ratios?freq=Q>
16. Nasdaq, Procter & Gamble Dividend History. Prieiga per: <https://www.nasdaq.com/market-activity/stocks/pg/dividend-history>
17. Nasdaq, CAT Dividend History. <https://www.nasdaq.com/market-activity/stocks/cat/dividend-history>

Priedai

1 priedas. *Twitter* sentimento raktažodžiai

Raktažodis	Minimalus patiktukų skaičius
enphase energy	1
caterpillar stock	1
procter and gamble	1
coronavirus	5000
stock market	1000
covid	5000
bull market	100
bear market	100
lockdown	3000
s&p 500	100

2 priedas. *Google Trends* sentimento raktažodžiai

Raktažodis
enphase energy
procter and gamble
caterpillar
coronavirus
stock market

3 priedas. S&P 500 indekso akcijų vidutinio mėnesio kintamumo statistika

parametras	įvertis
imties dydis	474
vidurkis	8.707
standartinis nuokrypis	2.972
mažiausias kintamumas	4.124
25% percentilis	6.723
50% percentilis (mediana)	8.021
75% percentilis	10.207
didžiausias kintamumas	29.005

4 priedas. S&P 500 indekso atrinktų akcijų klasifikacija pagal industrijas

Sektorius	Įmonių skaičius
Informacinės technologijos	69
Pramonė	67
Finansai	65
Sveikatos apsauga	61
Ilgalaikio vartojimo prekės	57
Nekilnojamas turtas	29
Kasdienio vartojimo prekės	29
Komunalinės paslaugos	28
Telekomunikacijos	24
Žaliavos	24
Energetika	21
Iš viso:	474

5 priedas. *Google* ir *Twitter* sentimentų koreliacijos su skirtingais sektoriais

Google Trends rinkos sentimentas	2015-2020			2020-2022		
Sektorius	60 d., MAX	60 d., MIN	visas laikotarpis	60 d., MAX	60 d., MIN	visas laikotarpis
Energetika	0.430	-0.485	-0.019	0.506	-0.337	0.235
Finansai	0.428	-0.630	-0.007	0.509	-0.186	0.314
Ilgalaikio vartojimo prekės	0.533	-0.494	-0.013	0.411	-0.231	0.266
Informacinės technologijos	0.387	-0.538	-0.031	0.495	-0.307	0.272
Kasdienio vartojimo prekės	0.390	-0.423	-0.061	0.521	-0.384	0.287
Komunalinės paslaugos	0.380	-0.488	-0.065	0.363	-0.217	0.206
Nekilnojamas turtas	0.300	-0.498	-0.054	0.431	-0.189	0.296
Pramonė	0.454	-0.493	-0.005	0.467	-0.256	0.296
S&P 500	0.446	-0.488	-0.006	0.525	-0.273	0.325
Sveikatos apsauga	0.365	-0.524	-0.011	0.448	-0.231	0.269
Telekomunikacijos	0.470	-0.433	0.006	0.540	-0.305	0.295
Žaliavos	0.467	-0.572	-0.024	0.425	-0.222	0.256

Google Trends COVID-19 sentimentas	2020-2022		
Sektorius	60 d., MAX	60 d., MIN	visas laikotarpis
Energetika	0.257	-0.374	0.058
Finansai	0.396	-0.344	0.190
Ilgalaikio vartojimo prekės	0.254	-0.255	0.063
Informacinės technologijos	0.438	-0.287	0.183
Kasdienio vartojimo prekės	0.440	-0.338	0.174
Komunalinės paslaugos	0.299	-0.271	0.147
Nekilnojamas turtas	0.313	-0.293	0.179
Pramonė	0.290	-0.350	0.124
S&P 500	0.425	-0.297	0.197
Sveikatos apsauga	0.500	-0.251	0.151
Telekomunikacijos	0.467	-0.262	0.184
Žaliavos	0.282	-0.281	0.106

Twitter COVID-19 sentimentas	2020-2022		
Sektorius	60 d., MAX	60 d., MIN	visas laikotarpis
Energetika	0.283	-0.128	0.060
Finansai	0.197	-0.140	0.052
Ilgalaikio vartojimo prekės	0.257	-0.234	0.034
Informacinės technologijos	0.194	-0.188	0.032
Kasdienio vartojimo prekės	0.140	-0.181	0.015
Komunalinės paslaugos	0.223	-0.269	0.006
Nekilnojamas turtas	0.236	-0.159	0.033
Pramonė	0.197	-0.141	0.049
S&P 500	0.195	-0.128	0.044
Sveikatos apsauga	0.137	-0.159	0.021
Telekomunikacijos	0.160	-0.280	-0.005
Žaliavos	0.224	-0.176	0.042

Twitter rinkos sentimentas	2015-2020	2020-2022
-----------------------------------	------------------	------------------

Sektorius	60 d., MAX	60 d., MIN	visas laikotarpis	60 d., MAX	60 d., MIN	visas laikotarpis
Energetika	0.420	-0.304	0.014	0.181	-0.208	-0.030
Finansai	0.304	-0.242	0.038	0.331	-0.289	-0.051
Ilgalaikio vartojimo prekės	0.417	-0.202	0.037	0.330	-0.279	-0.076
Informacinės technologijos	0.459	-0.267	0.042	0.093	-0.289	-0.108
Kasdienio vartojimo prekės	0.326	-0.239	0.032	0.327	-0.262	-0.058
Komunalinės paslaugos	0.257	-0.292	-0.017	0.215	-0.272	-0.094
Nekilnojamas turtas	0.338	-0.211	-0.018	0.158	-0.322	-0.095
Pramonė	0.399	-0.301	0.049	0.322	-0.295	-0.053
S&P 500	0.390	-0.319	0.037	0.216	-0.259	-0.090
Sveikatos apsauga	0.320	-0.383	0.020	0.238	-0.265	-0.099
Telekomunikacijos	0.416	-0.318	0.027	0.239	-0.279	-0.111
Žaliavos	0.289	-0.266	0.025	0.313	-0.180	-0.025

6 priedas. Nagrinėjamų rodiklių stacionarumo testai

2015.02 – 2020.03			
kintamasis	p reikšmė	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
price	0.7654	0.95	Stacionarumo nėra
lrets	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
volume	1.03E-07	0.95	Duomenys stacionarūs
volume_diff_pct	1.34E-19	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_market	2.36E-08	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_market	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_market_diff	7.42E-24	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_market_diff	2.57E-25	0.95	Duomenys stacionarūs

2020.03 – 2022.02			
kintamasis	p reikšmė	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
price	0.22478	0.95	Stacionarumo nėra
lrets	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs
volume	0.01555	0.95	Duomenys stacionarūs
volume_diff_pct	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs
covid_us_sentiment	0.56255	0.95	Stacionarumo nėra
covid_world_sentiment	0.91362	0.95	Stacionarumo nėra
gt_market	0.00377	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_covid	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_market	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_covid	0.00002	0.95	Duomenys stacionarūs
covid_us_diff_pct	0.00046	0.95	Duomenys stacionarūs
covid_world_diff_pct	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_market_diff	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_covid_diff	0.03809	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_market_diff	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_covid_diff	0.00000	0.95	Duomenys stacionarūs

7 priedas. Rinkos indekso gražos ir atrinktų sentimentų tiesinis sąryšis

Periodas	covid_us_sentiment	covid_world_sentiment	gt_covid	gt_market	gt_market_diff	wsmi_market
nuo 2015-05-04 iki 2015-08-04					1	1
nuo 2015-11-04 iki 2016-02-04				1		

nuo 2016-11-04 iki 2017-02-04				1	
nuo 2020-03-02 iki 2020-06-02			1		
nuo 2020-09-02 iki 2020-12-02	1	1			
nuo 2020-12-02 iki 2021-03-02			1		
nuo 2021-03-02 iki 2021-06-02			1		

8 priedas. Atrinktų akcijų sentimentų stacionarumo testo rezultatai

Enphase Energy sentimentų stacionarumas			
kintamasis	p reikšmė	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
price	0.57725	0.95	Stacionarumo nėra
lrets	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
volume	0.02644	0.95	Duomenys stacionarūs
volume_diff_pct	2.62E-16	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_enph	3.69E-30	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_enph_diff	4.47E-26	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_enph	0.00463	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_enph_diff	1.23E-23	0.95	Duomenys stacionarūs
cs_enph	0.00013	0.95	Duomenys stacionarūs
cs_diff	9.60E-27	0.95	Duomenys stacionarūs
pe_ratio	3.01E-04	0.95	Duomenys stacionarūs
pe_diff_pct	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs

Caterpillar sentimentų stacionarumas			
kintamasis	p reikšmė	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
price	0.90765	0.95	Stacionarumo nėra
lrets	4.58E-24	0.95	Duomenys stacionarūs
volume	0.00104	0.95	Duomenys stacionarūs
volume_diff_pct	0.0E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_cat	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_cat_diff	2.25E-26	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_cat	0.00024	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_cat_diff	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
cs_cat	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
cs_diff	3.42E-26	0.95	Duomenys stacionarūs
pe_ratio	0.00533	0.95	Duomenys stacionarūs
pe_diff_pct	0.00E+00	0.95	Duomenys stacionarūs
dp_ratio	0.69079	0.95	Stacionarumo nėra
dp_diff_pct	3.55E-24	0.95	Duomenys stacionarūs

Procter and Gamble sentimentų stacionarumas			
kintamasis	p reikšmė	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
price	0.994344424	0.95	Stacionarumo nėra
lrets	1.75168E-25	0.95	Duomenys stacionarūs
volume	3.20738E-11	0.95	Duomenys stacionarūs
volume_diff_pct	2.79915E-30	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_pg	2.12149E-30	0.95	Duomenys stacionarūs
wsmi_pg_diff	1.49279E-28	0.95	Duomenys stacionarūs
gt_pg	6.62479E-07	0.95	Duomenys stacionarūs

gt_pg_diff	0	0.95	Duomenys stacionarūs
cs_pg	2.91215E-22	0.95	Duomenys stacionarūs
cs_diff	1.1354E-25	0.95	Duomenys stacionarūs
pe_ratio	0.305783206	0.95	Stacionarumo nėra
pe_diff_pct	0	0.95	Duomenys stacionarūs
dp_ratio	0.878566663	0.95	Stacionarumo nėra
dp_diff_pct	2.54921E-25	0.95	Duomenys stacionarūs

9 priedas. Atrinktų akcijų kointegracijos suvestinė

Caterpillar kointegruotų laikotarpių suvestinė			
kintamasis	kaina	prekybos apimtys	bendras periodų skaičius
covid_us_diff_pct	1	6	8
covid_us_sentiment	2	7	8
covid_world_diff_pct	2	6	8
covid_world_sentiment	2	8	8
cs_cat	3	24	28
cs_diff	5	23	28
dp_diff_pct	3	24	28
dp_ratio	21	24	28
gt_cat	5	25	28
gt_cat_diff	4	23	28
gt_covid	2	7	8
gt_covid_diff	2	6	8
gt_market	6	25	28
gt_market_diff	4	21	28
pe_diff_pct	3	25	28
pe_ratio	10	26	28
wsmi_cat	2	21	28
wsmi_cat_diff	3	23	28
wsmi_covid	2	6	8
wsmi_covid_diff	2	6	8
wsmi_market	3	23	28
wsmi_market_diff	4	23	28

Procter and Gamble kointegruotų laikotarpių suvestinė			
kintamasis	kaina	prekybos apimtys	bendras periodų skaičius
covid_us_diff_pct	0	7	8
covid_us_sentiment	0	7	8
covid_world_diff_pct	1	7	8
covid_world_sentiment	1	7	8
cs_diff	3	21	28
cs_pg	3	21	28
dp_diff_pct	0	20	28
dp_ratio	20	22	28
gt_covid	1	8	8
gt_covid_diff	0	7	8
gt_market	5	23	28
gt_market_diff	2	21	28

gt_pg	4	23	28
gt_pg_diff	2	21	28
pe_diff_pct	1	21	28
pe_ratio	8	24	28
wsmi_covid	2	7	8
wsmi_covid_diff	1	7	8
wsmi_market	3	20	28
wsmi_market_diff	2	21	28
wsmi_pg	2	22	28
wsmi_pg_diff	4	20	28

Enphase Energy kointegruotų laikotarpių suvestinė			
kintamasis	kaina	prekybos apimtys	bendras periodų skaičius
covid_us_diff_pct	0	6	8
covid_us_sentiment	0	7	8
covid_world_diff_pct	0	5	8
covid_world_sentiment	1	7	8
cs_diff	0	21	28
cs_enph	1	20	28
gt_covid	0	5	8
gt_covid_diff	0	5	8
gt_enph	2	19	28
gt_enph_diff	2	21	28
gt_market	5	24	28
gt_market_diff	2	20	28
pe_diff_pct	4	23	28
pe_ratio	6	24	28
wsmi_covid	0	5	8
wsmi_covid_diff	0	4	8
wsmi_enph	1	21	28
wsmi_enph_diff	2	22	28
wsmi_market	1	23	28
wsmi_market_diff	1	20	28

10 priedas. Atrinktų akcijų kainos ir sentimentų kointegracijos periodai

Caterpillar akcijos kainos ir sentimentų ilgalaikis sąryšis											
Data	covid_us_sen timent	covid_world_se ntiment	cs_ cat	dp_r atio	gt_ cat	gt_co vid	gt_ma rket	pe_r atio	wsmi_ cat	wsmi_c ovid	wsmi_m arket
nuo 2015-05-04 iki 2015-08-04				1							
nuo 2015-08-04 iki 2015-11-04				1							
nuo 2015-11-04 iki 2016-02-04							1	1			
nuo 2016-02-04 iki 2016-05-04				1							
nuo 2016-05-04 iki 2016-08-04				1				1			
nuo 2016-08-04 iki 2016-11-04				1							
nuo 2016-11-04 iki 2017-02-04			1	1	1		1	1	1		1
nuo 2017-02-04 iki 2017-05-04				1							

nuo 2017-05-04 iki 2017-08-04				1								
nuo 2017-08-04 iki 2017-11-04				1								
nuo 2017-11-04 iki 2018-02-04				1								
nuo 2018-02-04 iki 2018-05-04				1	1			1	1			
nuo 2018-05-04 iki 2018-08-04				1								
nuo 2018-08-04 iki 2018-11-04				1								
nuo 2018-11-04 iki 2019-02-04			1	1	1			1	1			1
nuo 2019-05-04 iki 2019-08-04				1								
nuo 2019-08-04 iki 2019-11-04									1			
nuo 2019-11-04 iki 2020-03-02									1			
nuo 2020-03-02 iki 2020-06-02	1		1			1	1	1	1		1	
nuo 2020-06-02 iki 2020-09-02				1					1			
nuo 2020-09-02 iki 2020-12-02				1								
nuo 2020-12-02 iki 2021-03-02				1								
nuo 2021-03-02 iki 2021-06-02				1								
nuo 2021-06-02 iki 2021-09-02	1		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
nuo 2021-09-02 iki 2021-12-02				1								
nuo 2021-12-02 iki 2022-02-01												

Procter and Gamble akcijos kainos ir sentimentų ilgalaikis ryšys										
Data	covid_world_senti ment	cs_p g	dp_rat io	gt_cov id	gt_mark et	gt_p g	pe_rat io	wsmi_co vid	wsmi_mar ket	wsmi_ pg
nuo 2015-02-04 iki 2015-05-04			1							
nuo 2015-05-04 iki 2015-08-04			1							
nuo 2015-08-04 iki 2015-11-04			1			1				
nuo 2015-11-04 iki 2016-02-04			1							
nuo 2016-02-04 iki 2016-05-04		1	1		1	1	1			1
nuo 2016-05-04 iki 2016-08-04			1							
nuo 2016-08-04 iki 2016-11-04		1	1		1	1	1			1
nuo 2016-11-04 iki 2017-02-04			1		1					
nuo 2017-02-04 iki 2017-05-04			1							
nuo 2017-08-04 iki 2017-11-04			1				1			
nuo 2017-11-04 iki 2018-02-04			1							
nuo 2018-02-04 iki 2018-05-04			1				1			
nuo 2018-05-04 iki 2018-08-04			1							
nuo 2018-11-04 iki 2019-02-04					1					
nuo 2019-02-04 iki 2019-05-04			1							

nuo 2019-05-04 iki 2019-08-04			1						
nuo 2019-08-04 iki 2019-11-04			1						
nuo 2020-03-02 iki 2020-06-02		1		1		1		1	1
nuo 2020-06-02 iki 2020-09-02			1						
nuo 2020-12-02 iki 2021-03-02			1				1		
nuo 2021-03-02 iki 2021-06-02		1		1		1		1	
nuo 2021-06-02 iki 2021-09-02			1				1		
nuo 2021-09-02 iki 2021-12-02							1		
nuo 2021-12-02 iki 2022-02-01							0	1	

Enphase Energy akcijos kainos ir sentimentų ilgalaikis ryšys							
Data	covid_world_sentiment	cs_enph	gt_enph	gt_market	pe_ratio	wsmi_enph	wsmi_market
nuo 2015-08-04 iki 2015-11-04			1	1			
nuo 2016-05-04 iki 2016-08-04				1	1		
nuo 2016-11-04 iki 2017-02-04					1		
nuo 2017-02-04 iki 2017-05-04				1			
nuo 2017-05-04 iki 2017-08-04		1	1		1	1	1
nuo 2018-11-04 iki 2019-02-04					1		
nuo 2019-02-04 iki 2019-05-04				1			
nuo 2020-09-02 iki 2020-12-02					1		
nuo 2021-06-02 iki 2021-09-02				1			
nuo 2021-09-02 iki 2021-12-02					1		
nuo 2021-12-02 iki 2022-02-01	1						

11 priedas. Atrinktų akcijų koreliacijos suvestinė

Procter and Gamble koreliuojančių laikotarpių suvestinė			
kintamasis	akcijų graža	prekybos apimtys	bendras periodų skaičius
covid_us_diff_pct	0	0	8
covid_world_diff_pct	0	1	8
cs_diff	0	1	28
dp_diff_pct	1	0	28
gt_covid_diff	1	0	8
gt_market_diff	2	0	28
gt_pg_diff	1	1	28
pe_diff_pct	1	0	28
wsmi_covid_diff	0	0	8
wsmi_market_diff	0	0	28
wsmi_pg_diff	1	1	28

Caterpillar akcijų koreliuojančių laikotarpių suvestinė			
kintamasis	akcijų graža	prekybos apimtys	bendras periodų skaičius
covid_us_diff_pct	1	0	8
covid_world_diff_pct	0	0	8
cs_diff	1	2	28
dp_diff_pct	3	0	28

gt_cat_diff	0	0	28
gt_covid_diff	0	0	8
gt_market_diff	1	1	28
pe_diff_pct	0	0	28
wsmi_cat_diff	1	0	28
wsmi_covid_diff	0	1	8
wsmi_market_diff	2	1	28

Enphase Energy koreliuojančių laikotarpių suvestinė			
kintamasis	akcijų grąža	prekybos apimtys	bendras periodų skaičius
covid_us_diff_pct	0	0	8
covid_world_diff_pct	1	0	8
cs_diff	2	2	28
gt_covid_diff	0	0	8
gt_enph_diff	1	0	28
gt_market_diff	1	1	28
pe_diff_pct	0	1	28
wsmi_covid_diff	0	0	8
wsmi_enph_diff	2	2	28
wsmi_market_diff	0	0	28

12 priedas. Atrinktų akcijų kainos ir sentimentų koreliacijos periodai

Procter and Gamble akcijų grąžos ir sentimentų koreliacijos											
Data	covid_us_diff_pct	covid_world_diff_pct	cs_diff	dp_diff_pct	gt_covid_diff	gt_market_diff	gt_pg_diff	pe_diff_pct	wsmi_covid_diff	wsmi_market_diff	wsmi_pg_diff
nuo 2015-02-04 iki 2015-05-04			0.018	0.251		0.134	0.174	-0.157		0.000	0.002
nuo 2015-05-04 iki 2015-08-04			0.111	-0.099		-0.029	0.218	0.296		-0.031	0.140
nuo 2015-08-04 iki 2015-11-04			0.060	-0.143		-0.107	0.015	0.109		0.060	0.183
nuo 2015-11-04 iki 2016-02-04			0.047	0.026		-0.014	0.241	0.097		0.088	0.088
nuo 2016-02-04 iki 2016-05-04			0.058	-0.039		-0.025	0.206	-0.123		0.000	-0.156
nuo 2016-05-04 iki 2016-08-04			0.0101	-0.019		-0.288	0.100	0.002		0.019	0.099
nuo 2016-08-04 iki 2016-11-04			0.042	0.288		0.225	0.080	-0.262		0.094	0.239
nuo 2016-11-04 iki 2017-02-04			0.054	0.115		-0.416	0.129	-0.067		0.053	0.016
nuo 2017-02-04 iki 2017-05-04			0.030	0.146		-0.158	0.004	-0.136		-0.142	-0.226
nuo 2017-05-04 iki 2017-08-04			0.073	-0.047		-0.026	0.089	-0.024		-0.111	-0.035
nuo 2017-08-04 iki 2017-11-04			0.001	-0.191		-0.108	0.118	0.168		0.034	0.106
nuo 2017-11-04 iki 2018-02-04			0.083	-0.083		0.277	0.021	-0.007		-0.118	0.093
nuo 2018-02-04 iki 2018-05-04			0.104	-0.121		0.135	0.138	0.115		0.171	0.051

nuo 2018-05-04 iki 2018-08-04			0.0 18	0.254			-0.120	0.226	-0.282		0.240	-0.083
nuo 2018-08-04 iki 2018-11-04			0.1 09	0.068			-0.182	0.131	-0.096		0.133	0.095
nuo 2018-11-04 iki 2019-02-04			0.2 04	0.140			-0.093	0.075	-0.073		0.219	-0.018
nuo 2019-02-04 iki 2019-05-04			0.0 78	0.330			0.163	0.060	-0.312		-0.226	0.096
nuo 2019-05-04 iki 2019-08-04			0.0 72	0.022			-0.192	0.059	0.085		0.038	-0.203
nuo 2019-08-04 iki 2019-11-04			0.0 38	-0.011			0.213	0.041	0.058		0.074	0.048
nuo 2019-11-04 iki 2020-03-02			0.0 29	-0.082			-0.094	0.122	0.155		0.025	-0.128
nuo 2020-03-02 iki 2020-06-02	-0.264	-0.140	0.0 78	0.232	0.291	0.447	0.200	-0.226	0.103		-0.188	-0.314
nuo 2020-06-02 iki 2020-09-02	0.007	0.024	0.0 83	0.225	-0.070	-0.029	0.098	-0.041	0.011		-0.242	-0.142
nuo 2020-09-02 iki 2020-12-02	-0.129	-0.096	0.0 94	0.257	0.125	0.006	0.108	-0.254	-0.067		-0.019	0.027
nuo 2020-12-02 iki 2021-03-02	-0.027	-0.001	0.0 49	0.228	0.018	-0.122	0.046	-0.210	-0.140		0.053	-0.187
nuo 2021-03-02 iki 2021-06-02	0.254	0.202	0.1 63	0.014	-0.311	0.128	0.006	0.034	-0.011		0.068	-0.037
nuo 2021-06-02 iki 2021-09-02	0.128	0.188	0.2 41	0.200	-0.037	-0.046	0.010	-0.178	-0.023		0.125	-0.127
nuo 2021-09-02 iki 2021-12-02	-0.038	-0.029	0.0 09	0.217	0.087	0.288	0.372	-0.227	0.081		-0.058	-0.056
nuo 2021-12-02 iki 2022-02-01	0.128	0.014	0.1 44	0.041	0.201	0.001	0.027	0.004	0.160		0.117	0.170

Caterpillar akcijų gražos ir sentimentų koreliacija											
Data	covid_us_ diff_pct	covid_worl d_diff_pct	cs_ diff	dp_dif f_pct	gt_ca t_diff	gt_covi d_diff	gt_mark et_diff	pe_dif f_pct	wsmi_c at_diff	wsmi_co vid_diff	wsmi_ma rket_diff
nuo 2015-02-04 iki 2015-05-04			0.0 16	0.357	0.089	-	0.075	-0.166	-0.066		0.000
nuo 2015-05-04 iki 2015-08-04			0.0 81	-0.143	0.154	-	-0.128	0.058	-0.136		-0.026
nuo 2015-08-04 iki 2015-11-04			0.1 65	-0.156	0.033	-	-0.083	0.018	0.060		0.101
nuo 2015-11-04 iki 2016-02-04			0.0 27	0.144	0.197	-	-0.032	-0.103	0.143		-0.123
nuo 2016-02-04 iki 2016-05-04			0.0 94	-0.079	0.132	-	-0.118	0.021	0.138		0.000
nuo 2016-05-04 iki 2016-08-04			0.1 27	-0.066	0.172	-	-0.296	0.073	0.095		0.229
nuo 2016-08-04 iki 2016-11-04			0.0 37	0.012	0.057	-	0.292	-0.057	-0.138		-0.175
nuo 2016-11-04 iki 2017-02-04			0.0 37	-0.128	0.080	-	0.134	0.058	0.267		0.159
nuo 2017-02-04 iki 2017-05-04			0.2 26	0.008	0.134	-	-0.110	0.047	-0.152		-0.163
nuo 2017-05-04 iki 2017-08-04			0.0 05	0.061	0.045	-	0.042	0.071	0.098		0.000
nuo 2017-08-04 iki 2017-11-04			0.0 81	0.187	0.046	-	-0.187	-0.063	0.046		0.186
nuo 2017-11-04 iki 2018-02-04			0.2 23	0.015	0.087	-	0.251	-0.020	0.018		0.024

nuo 2018-02-04 iki 2018-05-04			0.1 38	0.044	- 0.015		0.196	-0.061	-0.122		0.261
nuo 2018-05-04 iki 2018-08-04			0.1 83	0.068	0.051		0.166	0.087	-0.200		0.073
nuo 2018-08-04 iki 2018-11-04			- 0.2 36	-0.396	- 0.075		-0.084	0.205	0.195		0.075
nuo 2018-11-04 iki 2019-02-04			- 0.1 85	0.119	0.206		0.001	-0.030	0.364		0.131
nuo 2019-02-04 iki 2019-05-04			- 0.0 71	0.198	- 0.020		-0.142	-0.095	-0.075		0.183
nuo 2019-05-04 iki 2019-08-04			- 0.0 98	0.083	- 0.007		0.070	-0.081	0.175		0.326
nuo 2019-08-04 iki 2019-11-04			0.1 94	0.001	- 0.143		0.089	0.022	0.044		-0.111
nuo 2019-11-04 iki 2020-03-02			- 0.0 72	-0.154	0.078		-0.084	0.113	0.108		-0.056
nuo 2020-03-02 iki 2020-06-02	-0.399	-0.289	0.0 88	0.190	0.193	0.079	0.223	-0.212	0.190	0.142	-0.107
nuo 2020-06-02 iki 2020-09-02	0.101	0.023	0.1 17	-0.052	0.128	0.139	0.126	-0.001	-0.006	0.084	-0.064
nuo 2020-09-02 iki 2020-12-02	-0.090	0.089	- 0.0 22	0.200	- 0.019	0.090	-0.009	-0.198	0.106	0.106	0.042
nuo 2020-12-02 iki 2021-03-02	0.003	0.020	0.0 70	0.072	0.010	0.016	-0.048	-0.068	0.193	-0.048	0.318
nuo 2021-03-02 iki 2021-06-02	0.174	0.157	0.0 53	0.179	0.099	-0.024	0.350	-0.128	-0.064	-0.090	-0.041
nuo 2021-06-02 iki 2021-09-02	0.044	-0.085	0.0 12	-0.215	0.008	0.022	0.171	0.105	-0.110	-0.056	0.071
nuo 2021-09-02 iki 2021-12-02	0.077	0.060	0.0 56	-0.070	0.014	-0.058	-0.113	-0.010	0.069	-0.045	0.014
nuo 2021-12-02 iki 2022-02-01	0.100	0.046	0.4 05	-0.311	0.019	-0.064	-0.232	0.129	0.008	0.109	0.106

Enphase Energy akcijų gražos ir sentimentų koreliacija										
Data	covid_us_ diff_pct	covid_world diff_pct	cs_ diff	gt_covi d_diff	gt_enp h_diff	gt_mark et_diff	pe_dif f_pct	wsmi_cov id_diff	wsmi_en ph_diff	wsmi_mar ket_diff
nuo 2015-02-04 iki 2015-05-04			0.2 70		0.071	-0.123	-0.017		-0.132	0.000
nuo 2015-05-04 iki 2015-08-04			- 0.0 94		0.112	-0.192	0.021		-0.121	-0.114
nuo 2015-08-04 iki 2015-11-04			0.0 22		0.088	-0.094	-0.056		0.258	-0.137
nuo 2015-11-04 iki 2016-02-04			0.0 75		0.311	0.142	-0.016		0.372	-0.204
nuo 2016-02-04 iki 2016-05-04			0.0 10		-0.092	0.047	-0.059		-0.126	0.000
nuo 2016-05-04 iki 2016-08-04			0.3 57		0.043	-0.264	-0.058		-0.188	0.120
nuo 2016-08-04 iki 2016-11-04			0.1 80		0.070	-0.126	-0.158		0.180	-0.021
nuo 2016-11-04 iki 2017-02-04			0.0 97		0.256	-0.004	-0.001		-0.231	0.022
nuo 2017-02-04 iki 2017-05-04			0.0 87		-0.066	-0.004	0.088		-0.047	-0.162
nuo 2017-05-04 iki 2017-08-04			- 0.1 13		-0.046	-0.081	0.207		-0.186	0.111
nuo 2017-08-04 iki 2017-11-04			0.1 78		-0.148	0.037	0.054		-0.133	-0.081
nuo 2017-11-04 iki 2018-02-04			- 0.0 76		0.053	0.204	0.005		-0.173	0.057
nuo 2018-02-04 iki 2018-05-04			0.0 96		-0.073	0.304	-0.173		0.163	-0.009

nuo 2018-05-04 iki 2018-08-04			0.2 02		0.102	0.094	-0.038		-0.100	-0.005
nuo 2018-08-04 iki 2018-11-04			- 0.2 26		0.196	0.095	-0.040		-0.048	0.172
nuo 2018-11-04 iki 2019-02-04			0.1 02		0.078	0.075	0.121		0.201	0.019
nuo 2019-02-04 iki 2019-05-04			- 0.1 08		0.175	-0.047	-0.022		0.294	0.230
nuo 2019-05-04 iki 2019-08-04			0.1 49		0.103	0.087	0.014		0.211	0.048
nuo 2019-08-04 iki 2019-11-04			- 0.0 93		-0.088	0.052	0.027		-0.146	-0.049
nuo 2019-11-04 iki 2020-03-02			0.0 99		0.141	-0.097	-0.210		0.086	-0.083
nuo 2020-03-02 iki 2020-06-02	-0.284	-0.322	0.0 00	-0.094	0.156	0.190	0.119	0.216	0.122	-0.043
nuo 2020-06-02 iki 2020-09-02	0.145	0.100	- 0.0 86	-0.078	0.279	-0.010	-0.154	-0.042	-0.033	0.008
nuo 2020-09-02 iki 2020-12-02	-0.021	-0.070	0.0 69	-0.145	-0.078	-0.073	-0.025	-0.195	0.017	-0.068
nuo 2020-12-02 iki 2021-03-02	-0.148	0.042	0.0 96	-0.016	-0.102	0.121	-0.106	-0.149	0.083	0.048
nuo 2021-03-02 iki 2021-06-02	0.037	0.006	- 0.2 88	0.169	0.156	-0.178	0.056	-0.207	-0.116	-0.139
nuo 2021-06-02 iki 2021-09-02	0.026	-0.044	- 0.0 99	0.066	0.065	0.038	0.101	-0.017	-0.011	-0.015
nuo 2021-09-02 iki 2021-12-02	0.121	0.109	- 0.3 94	0.103	-0.041	0.053	-0.006	0.160	0.003	-0.047
nuo 2021-12-02 iki 2022-02-01	-0.238	-0.213	0.0 43	0.066	0.063	0.025	0.011	0.045	0.348	-0.067

13 priedas. Multikolinearumo testo rezultatai

2018.02.04 - 2018.05.04	
Kintamasis	VIF rodiklis
cs_diff	1.046
dp_diff_pct	1.259
gt_market_diff	1.112
pe_diff_pct	1.215
wsmi_market_diff	1.094

2020.03.02 - 2020.06.02	
Kintamasis	VIF rodiklis
covid_us_diff_pct	1.040
dp_diff_pct	8.768
gt_cat_diff	1.121
gt_market_diff	1.381
pe_diff_pct	7.950
wsmi_cat_diff	1.022

2021.12.02 - 2022.02.02	
Kintamasis	VIF rodiklis
cs_diff	1.062
dp_diff_pct	1.230
gt_market_diff	1.042

pe_diff_pct	1.266
wsmi_covid_diff	1.030

14 priedas. Jarque-Bera testo normalumui tikrinti rezultatai

2018.02.04 - 2018.05.04			
kintamasis	p reikšmės	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
lrets	0.0642	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę
cs_diff	0.1778	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę
dp_diff_pct	0.0711	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę
gt_market_diff	0.0000	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
pe_diff_pct	0.0000	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
wsmi_market_diff	0.9609	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę

2020.03.02 - 2020.06.02			
kintamasis	p reikšmės	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
lrets	0.0575	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę
covid_us_diff_pct	0.0000	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
gt_cat_diff	0.1363	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę
gt_market_diff	0.0000	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
pe_diff_pct	0.0059	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
wsmi_cat_diff	0.3361	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę

2021.12.02 - 2022.02.02			
kintamasis	p reikšmės	pasiklovimo lygmuo	rezultatas
lrets	0.0129	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
cs_diff	0.8114	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę
dp_diff_pct	0.3876	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę
gt_market_diff	0.0000	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
pe_diff_pct	0.0000	0.95	Duomenys nėra normaliai pasiskirstę
wsmi_covid_diff	0.5650	0.95	Duomenys normaliai pasiskirstę