

**VILNIAUS UNIVERSITETO
KAUNO FAKULTETAS**

**SOCIALINIŲ MOKSLŲ IR TAIKOMOSIOS INFORMATIKOS
INSTITUTAS**

Finansų technologijų studijų programa

Kodas 6211BX022

GINTARĖ VILKAITĖ

MAGISTRO BAIGIAMASIS DARBAS

**KRIPROVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS
VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO PROTOTIPAS
TAIKANT IŠVESTINES FINANSINES PRIEMONES**

Kaunas 2025

**VILNIAUS UNIVERSITETO
KAUNO FAKULTETAS**

**SOCIALINIŲ MOKSLŲ IR TAIKOMOSIOS INFORMATIKOS
INSTITUTAS**

GINTARĖ VILKAITĖ

MAGISTRO BAIGIAMASIS DARBAS

**KRIPROVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS
VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO PROTOTIPAS
TAIKANT IŠVESTINES FINANSINES PRIEMONES**

Magistrantas _____
(parašas)

Darbo vadovas _____
(parašas)

(darbo vadovo mokslo laipsnis, mokslo
pedagoginis vardas, vardas ir pavardė)

Darbo įteikimo data

Registracijos Nr.

Kaunas 2025

TURINYS

PAVEIKSLŲ SĄRAŠAS	4
LENTELIŲ SĄRAŠAS	5
SANTRAUKA (užsienio kalba).....	6
ĮVADAS.....	7
1. KRIPTOVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO NAUDOJANT IŠVESTINES FINANSINES PRIEMONES TEORINIAI ASPEKTAI.....	10
1.1. Kriptovaliutų, kaip investicinio aktyvo, samprata ir ypatumai	10
1.2. Rizikos valdymas ir jos vertinimo metodų kriterijai	14
1.3. Kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo metodai.....	20
1.4. Kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos valdymas naudojant išvestines finansines priemones...	31
1.5. Rizikos vertinimo ir valdymo esami sprendimai ir integracija su informacinėmis sistemomis	33
2. KRIPTOVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO PROTOTIPO TAIKANT IŠVESTINES FINANSINES PRIEMONES METODIKA	35
2.1. Siūlomas sprendimas kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo metodo modifikacijai	35
2.2. Siūlomo modelio prototipo teorinis modelis	36
3. KRIPTOVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO EKSPERIMENTAS.....	50
3.1. Eksperimento objektas	50
3.2. Standartinio VaR ir modifikuoto VaR eksperimentas	51
3.3. Rizikos valdymo modelio naudojant išvestines finansines priemones prototipo eksperimentas	60
IŠVADOS	76
LITERATŪROS SĄRAŠAS.....	78
PRIEDAI	83

PAVEIKSLŲ SĄRAŠAS

1 pav. Aktyvo parinkimo procesas.....	12
2 pav. Rizikos ir investicijų matrica	17
3 pav. Sisteminės ir nesisteminės rizikų skirtumai	19
4 pav. Eksperimento schema.....	37
5 pav. Duomenų atitikimo GARCH modeliui vertinimo schema.....	40
6 pav. Modifikuoto VaR skaičiavimo schema.....	42
7 pav. Pagrindiniai modelio etapai ir skaičiuojami rodikliai	43
8 pav. Kriptovaliutų kainų pokyčių duomenų histogramos	52
9 pav. Kriptovaliutų kainų pokyčių duomenų Q-Q grafikai	53
10 pav. Bitcoin kainų pokyčių laiko eilutė	54
11 pav. Ethereum kainų pokyčių laiko eilutė.....	54
12 pav. Solana kainų pokyčių laiko eilutė	55
13 pav. BNB kainų pokyčių laiko eilutė	55
14 pav. Geriausių GARCH modelių pagal Akaikės informacinį kriterijų įvertinimo procesų išklotinės.....	58
15 pav. Bitcoin kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje	61
16 pav. Ethereum kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje	62
17 pav. Solana kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje	63
18 pav. BNB kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje.....	64

LENTELIŲ SĄRAŠAS

1 lentelė. Investicinio aktyvo sąvokos interpretacija	11
2 lentelė. Rizikos sąvokos interpretavimas	15
3 lentelė. Modelyje skaičiuojami rodikliai.....	49
4 lentelė. Pasiskirstymo pagal normalųjį skirtinį įvertinimas	53
5 lentelė. Duomenų stacionarumo tikrinimo įvertinimas.....	56
6 lentelė. Akaikės informacinių kriterijų reikšmės	57
7 lentelė. Standartinių VaR ir modifikuotų VaR palyginimas.....	59
8 lentelė. Bitcoin ir Ethereum kriptovaliutoms prognozuojamas volatilumas ir prognozuojamas VaR. 65	
9 lentelė. Solana ir BNB kriptovaliutoms prognozuojamas volatilumas ir prognozuojamas VaR.....	66
10 lentelė. Kriptovaliutų ir Bitcoin ateities sandorių koreliacijos koeficientai	68
11 lentelė. Bitcoin portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu išklotinės.....	69
12 lentelė. Bitcoin portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu rodikliai	70
13 lentelė. Ethereum portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu išklotinės	71
14 lentelė. Ethereum portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu rodikliai.....	72
15 lentelė. BNB portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu išklotinės	73
16 lentelė. BNB portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu rodikliai	74

Vilkaite, Gintarė (2025). *Prototype Model for Assessing and Managing Cryptocurrency Price Change Risk Using Derivatives*. MBA Graduation Paper. Kaunas: Vilnius University, Kaunas Faculty, Institute of Social Sciences and Applied Informatics. 111 p.

SUMMARY

As cryptocurrencies continue to gain popularity and more and more people invest in cryptocurrencies, the assessment and management of cryptocurrency price risk is becoming increasingly important. Risk management is one of the main parts of the investment process in order to protect assets and obtain positive financial results, therefore the main goal of the work is to create a cryptocurrency risk assessment and management model that meets the criteria for assessing and managing cryptocurrency price risk. An analysis of the scientific literature revealed that traditional risk assessment methods are still often used to assess cryptocurrencies, but this constantly changing market requires more advanced and modern solutions. VaR is one of the most widely used risk assessment methods, but in the case of cryptocurrencies it cannot accurately assess the risk due to constant extreme changes. It was also found that there is still a lack of effective risk management models when applying derivative financial instruments, and the currently used cryptocurrency price risk assessment and management models lack automation and integration with other financial systems and databases. In order to solve these problems, a model for assessing and managing the risk of cryptocurrency price changes was developed, which uses an improved VaR method by first using the GARCH model and, based on this method, predicting the increase in risk, a hedging strategy using a derivative financial instrument is applied. After conducting an experiment with standard VaR and modified VaR with the four cryptocurrencies with the largest capitalization (Bitcoin, Ethereum, Solana and BNB), it was found that the modified VaR exceeds the value of actual losses 54% fewer times compared to the standard VaR. This means that the modified VaR assesses risk more accurately, therefore this indicator is more suitable for assessing the risk of cryptocurrencies. After forecasting volatility and calculating VaR based on it, it was found that an increase in risk is predicted for Bitcoin, Ethereum and BNB cryptocurrencies, therefore, a hedging strategy using Bitcoin futures was used for these cryptocurrencies. The results obtained showed that the risk experienced was reduced in the case of all cryptocurrencies, although Bitcoin's and BNB profitability decreased.

This paper has 66 pages, 16 tables and 18 pictures

IVADAS

Temos aktualumas

Nors investuojant į kriptovaliutas pagrindinis tikslas skirtas pasiekti investuotojo finansinius tikslus (gauti pelną), vis dėlto, kiekviena investicija yra susijusi su rizika – tikimybe patirti finansinių nuostolių. Rizikos vertinimas ir valdymas yra vieni iš pagrindinių investavimo proceso dalių, siekiant apsaugoti investuotojo turtą ir pasiekti teigiamų finansinių rezultatų. Kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimas ir valdymas padeda investuotojams įvertinti savo investicijos riziką, nustatyti rizikos toleranciją bei stebėti turimos investicijos riziką ir prireikus atlikti koregavimus.

Pastaraisiais metais sparčiai besivystanti ir auganti finansinių paslaugų rinka sukelia vis naujus iššūkius investuotojams. Rinkos tampa sudėtingesnės, todėl reikia efektyvių metodų, padedančių įvertinti bei suvaldyti patiriamą riziką. Be to, kriptografinės valiutos yra itin moderni ir nauja investicijų sritis, o investuotojų rizikingumo tolerancija didėja, nes pastebimas noras gauti didesnę grąžą, tačiau kartu yra prisiima ir didesnė rizika, todėl pastebimas poreikis naujų, inovatyvių modelių, kurie padėtų valdyti riziką. Informacinių technologijų metodai, tokie kaip automatizacija ir integracija su kitomis sistemomis, rizikos vertinimo metodų modifikacijos ir išvestinių finansinių priemonių naudojimas gali būti naudojamos rizikos vertinimo bei valdymo modeliams tobulinti. Šių technologijų, modifikuotų metodų ir išvestinių finansinių priemonių apjungimas gali padėti investuotojams tiksliau bei greičiau įvertinti patiriamą riziką ir priimti pagrįstus investicinius sprendimus. Kriptovaliutų rizikos vertinimo ir valdymo modeliai gali padėti investuotojams pasiekti geresnių ilgalaikių finansinių rezultatų ir sumažinti nuostolių tikimybę, tačiau esami modeliai yra tobulintini – trūksta automatizavimo, tikslesnių vertinimo metodų, išvestinių finansinių priemonių taikymo, todėl svarbu išanalizuoti kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo esamus sprendimus, jų trūkumus ir pateikti rekomendacijas, kaip juos tobulinti. Taigi, kriptovaliutų rizikos valdymas yra esminė investavimo proceso dalis, o šiuolaikinės technologijos suteikia galimybių tobulinti esamas sistemas.

Problemos ištyrimo lygis

Investavimas į kriptovaliutas – veiksnys stumiantis investuotojus gerovės link, tačiau būtina nuolat valdyti keliamą riziką. Moksliniai šaltiniai analizuoja sėkmingą kriptovaliutų portfelio sudarymą diversifikuojant riziką, tačiau pasigendama daugiau mokslinių darbų susijusių su patiriamos rizikos vertinimo tobulinimo ir valdymo metodais. Nors ši sritis jau yra nagrinėta kai kurių mokslininkų bei galima rasti atliktų tyrimų, vis dar susiduriama su dalimi problemų, kurių sprendimai dar nėra rasti.

Viena iš pagrindinių problemų – rizikos matavimo tikslumas. Tradiciniai metodai (pvz.: Beta koeficientas, VaR, Sharpe'o rodiklis) atsižvelgia tik į rizikos ir grąžos kriterijus remiantis istoriniais

duomenimis, kurie turi atitikti tam tikrus kriterijus, o tai neleidžia įvairiapusiškai įvertinti aktyvo rizikos (Poteiko ir Martinkutė-Kaulienė, 2020). Shahbazi ir Byun (2022) analizavo mašininio mokymosi pritaikymą skaičiuojant VaR kriptovaliutų kainos rizikos vertinime, tačiau VaR nepakankamai tiksliai įvertino riziką. Lorenzo ir Arroyo (2023) tiriant kriptovaliutos kainų riziką naudojo automatinę klasterizaciją, tačiau rizikai vertinti buvo naudojamas tik laukiamo pelningumo rodiklis ir nebuvo pateikiamos rizikos valdymo rekomendacijos taikant išvestines finansines priemones. Kita problema, kuri dar nėra iki galo išspręsta moksliniuose šaltiniuose – aktyvo grąžų modeliavimas. Naudojami vertinimo metodai (Beta, VaR ir pan.) dažniausiai remiasi tokiais prielaidomis, kurios neatitinka realios situacijos rinkoje. Be to, sudėtingi modeliai gali būti sunkiai pritaikomi praktiškai (Hammer, 2016). Trečiasis iššūkis, su kuriuo susiduriama norint efektyviai vertinti ir valdyti kriptografinių valiutų riziką – modernių sistemų diegimas ir jų naudojimas. Mažoms įmonėms gali trūkti resursų sukurti bei naudotis rizikos valdymo modeliais (Fraser ir Simkins, 2016). Alexander, Deng ir Zou (2023) nustatė, jog rizikos valdymui naudojamos išvestinės finansinės priemonės yra efektyvus įrankis, tačiau vis dar susiduriama su problemomis nustatant, kada jos yra reikalingos. Taip pat moksliniuose straipsniuose galima rasti informacijos apie tai, kad dažnai yra pasigendama didesnės integracijos su kitomis programomis, skirtomis finansų valdymui, ir automatizavimo. Chua, Paal ir Banerjee (2023) modeliavo grąžas naudojant stochastinius procesus ir dirbtinį intelektą, o Lee (2019) naudojo Sharpe'o rodiklį, tačiau abi sistemos neanalizavo integracijos su kitomis finansinėmis sistemomis.

Mokslininkai tiki, kad nuolatinis tobulėjimas investicijų kainos pokyčio rizikos srityje – tikslesni rizikos matavimo rodikliai, išvestinės finansinės priemonės ir automatizuotos sistemos – padės investuotojams efektyviau valdyti savo finansus, tačiau iki šiol dar nėra sukurto visus kriterijus atitinkančio patikimo kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos valdymo modelio.

Darbo problema – koks yra tinkamiausias kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo taikant išvestines finansines priemones modelis?

Darbo objektas – kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio prototipas.

Darbo tikslas – išskyrus kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo taikant išvestines finansines priemones kriterijus, sukurti juos atitinkantį modelį.

Darbo uždaviniai:

1. Išnagrinėti kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelių taikant išvestines finansines priemones esamus sprendimus bei jų efektyvumą.

2. Pateikti kriptovaliutų rizikos vertinimo metodo patobulinimo ir rizikos valdymo modelio siūlymą.
3. Atlikti patobulinto kriptovaliutos rizikos vertinimo metodo ir rizikos valdymo taikant išvestines finansines priemones modelio eksperimentą.

Darbo struktūra: Pirmoje dalyje nagrinėjama kriptovaliutų ir jų rizikos samprata, apžvelgiami rizikos vertinimo ir valdymo metodai taikant išvestines finansines priemones bei egzistuojantys kriptovaliutos kainų pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modeliai bei išskiriamos pagrindinės jų problemos. Antroje dalyje pasiūlomas sprendimas automatizuoto kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones prototipo realizavimui panaudojant programavimo kalbą bei patobulintą rizikos vertinimo metodą. Trečioje dalyje atliekamas eksperimentas, kurio metu tikrinama, ar antroje dalyje pasiūlytas patobulintas rizikos vertinimo metodas tiksliau įvertina kriptovaliutos kainos pokyčio riziką bei ar siūloma apsidraudimo strategija rizikos valdymui yra efektyvi.

Darbe naudoti literatūros šaltiniai: Mokslinės literatūros analizės metu buvo naudotasi Lietuvos ir užsienio autorių moksliniais darbais susijusiais su kriptovaliutomis, jų rizikos vertinimu ir valdymu bei moksliniai tyrimai, kuriuose tiriami/ kuriami kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modeliai taikant išvestines finansines priemones.

Darbo ir tyrimo metodai: lyginamoji mokslinės literatūros analizė, indukcija, sintezė, dedukcija, empirinių duomenų analizė, koreliacinė analizė, duomenų interpretavimas ir grafinis vaizdavimas, prototipo kūrimas, eksperimentinis tyrimas.

Darbo rezultatų teorinė ir praktinė reikšmė: Atlikta mokslinės literatūros analizė leido išgryninti svarbiausius kriptovaliutos kainų rizikos vertinimo metodų trūkumus ir tobulintinus aspektus. Taip pat pasiūlytas sprendimas automatizuotos kriptovaliutos kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio prototipui, panaudojant patobulintą rizikos vertinimo metodą, o atlikus eksperimentą, išsiaiškinta, kad šis metodas 54% tiksliau įvertina kriptovaliutos riziką nei standartinis metodas. Taip pat išsiaiškinta, kad siūloma apsidraudimo strategija efektyvi, kadangi sumažinama kainos pokyčio rizika.

Darbo sunkumai, taikymo apribojimai: Mokslinės literatūros analizė buvo sunkiai įgyvendinama dėl mokslinių darbų, kuriuose tiriami ir tobulinami būtent kriptovaliutos kainų rizikai vertinti skirti modeliai, trūkumo.

Darbo struktūra ir apimtis: Darbą sudaro įvadas, 3 darbo dalys ir išvados. Pagrindinė darbo medžiaga yra parašyta 66 puslapiuose, įskaitant 16 lentelių ir 18 paveikslų. Mokslinės literatūros sąrašą sudaro 57 šaltiniai, o priedus – 6 priedai.

1. KRIPTOVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO NAUDOJANT IŠVESTINES FINANSINES PRIEMONES TEORINIAI ASPEKTAI

Šiame skyriuje nagrinėjama kriptovaliutų ir investavimo į jas rizikos samprata, rizikos vertinimo ir valdymo panaudojant išvestines finansines priemones aspektai bei naudojami metodai. Taip pat bus apžvelgtas rizikos vertinimo ir valdymo procesas ir jau naudojami sprendimai rizikai vertinti bei valdyti ir esamos šių sprendimų problemos integracijoje su informacinėmis technologijomis.

1.1. Kriptovaliutų, kaip investicinio aktyvo, samprata ir ypatumai

Šiuolaikiniame pasaulyje, kur finansų rinkos siūlo daugybę įvairių investavimo galimybių, vis daugiau žmonių siekia protingai valdyti savo pinigus ir siekti ilgalaikės finansinės gerovės. Tam tikslui pasiekti itin svarbus tampa pasirinkimas, į kurį finansinį aktyvą investuoti norint gauti siekiamą rezultatą. Investicinis aktyvas (pvz.: pasirinkta kriptovaliuta) turėtų atitikti individualius investuotojo tikslus, rizikos toleranciją ir finansinę situaciją. Supratimas apie kriptovaliutos, kaip investicinio aktyvo, principus ir ypatumus yra vienas svarbiausių žingsnių siekiant sėkmingo investavimo ir ilgalaikės finansinio stabilumo.

Platus suvokimas apie kriptovaliutas ir tinkamos kriptografinės valiutos parinkimas yra vieni iš svarbiausių aspektų investavimo procese. Pasak Rutkausko (2017), investicija tai stochatiškai adaptyvus optimizacinis kompleksinis aktyvas, kuriuo siekiama atskleisti galimybes didinti subjekto investicinių pinigų vertę. O, anot Rutkausko ir Martinkutės (2007), investicinis aktyvas yra juridinio arba fizinio subjekto finansinis turtas, kuris yra parenkamas tam tikram siekiamam tikslui pasiekti (dažniausiai pelnui). Apjungiant šiuos abu investicinio aktyvo sąvokos paaiškinimus, galima daryti išvadą, kad investicinis aktyvas tai finansinės investicijos, kurias gali sudaryti tiek akcijos, obligacijos, kriptovaliutos ir kiti egzistuojantys finansiniai instrumentai ar jie visi kartu apjungti į bendrą portfelį, kurių pagrindinis siekis yra gauti kuo didesnę pelną bei pasitenkinimą investicijos savininkui ir valdytojui. Investicijos suteikia galimybę pasiekti geresnių/ didesnių finansinių rezultatų bei turimų pinigų panaudojimo optimizaciją, kadangi investuoti pinigai yra apsaugomi nuo infliacijos (Bodie ir Kane, 2020). Investicijos gali būti naudojamos tiek konservatyvaus investuotojo – to, kuris nori reguliariai kiekvieną mėnesį investuoti tam tikrą pinigų sumą, kuri gali svyruoti nuo 200 Eur. iki 5 000 Eur. per vieną mėnesį, tiek aktyvaus – to, kuris nepaiso patiriamos rizikos ir siekia gauti kuo didesnę pelną investuojant į rizikingas investicijas (Pavlova et al., 2021). Investuotojas gali pasirinkti, į kokią investiciją investuoti ir kokią

pinigų sumą, atsižvelgiant į individualiai siekiamą pelno lygį ir rizikos toleranciją. Taip pat svarbu paminėti, kad pasak Curry (2023), asmuo ar įmonė gali turėti ne viena investiciją ir jos gali būti keleto skirtingų rūšių. Vienas iš pavyzdžių yra tai, kad investuotojas gali tuo pačiu metu investuoti tiek į kriptovaliutas, tiek į akcijas bei obligacijas. Taip pat investuotojai gali sudaryti bendrus investicinius portfelius, kuriuos sudaro daugiau nei vienas investuojamasis aktyvas, o portfelio sudarymas remiasi investuotojo lūkesčiais. Susisteminti autorių pateikti investicinio aktyvo sąvokos apibrėžimai yra pateikti žemiau esančioje 1 lentelėje.

1 lentelė

Investicinio aktyvo sąvokos interpretacija

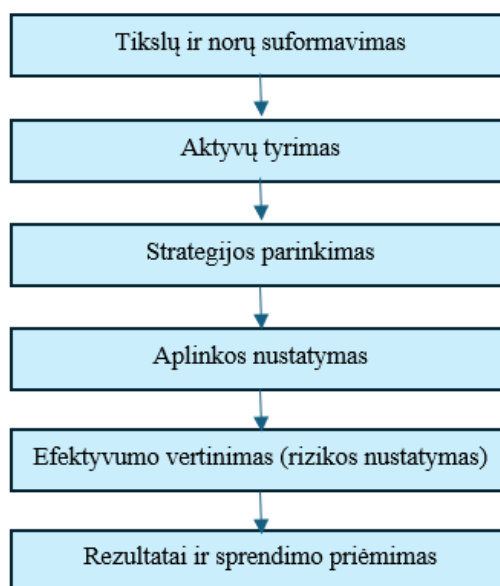
Autorius	Metai	Sąvokos apibrėžimas
Rutkauskas	2017	Tai stochastiškai adaptyvus optimizacinis kompleksinis aktyvas, kuriuo siekiama atskleisti galimybes didinti subjekto turimų finansinių lėšų vertę.
Rutkauskas ir Martinkutė	2007	Investicinis aktyvas yra juridinio arba fizinio subjekto finansinio turto, kuris yra surenkamas tam tikram siekiamam tikslui pasiekti (dažniausiai pelnui).
Bodie ir Kane	2020	Įrankis, skirtas pasiekti geresnių finansinių rezultatų bei turimų pinigų panaudojimo optimizavimo.
Pavlova et al.	2021	Aktyvas, kuris gali būti naudojamas tiek konservatyvaus investuotojo – to, kuris nori reguliariai kiekvieną mėnesį investuoti tam tikrą pinigų sumą, tiek aktyvaus – to, kuris nepaiso patiriamos rizikos ir siekia gauti kuo didesnę pelną investuojant į rizikingas investicijas.

Šaltinis: sudaryta autorės pagal Rutkauskas (2017), Rutkauskas ir Martinkutė (2007), Bodie ir Kane (2020) ir Pavlova et al. (2021).

Taigi, investicijos yra vienas iš būdų apsaugoti, dažnu atveju net padidinti, turimas savo finansines lėšas, tačiau norint efektyviai investuoti ir susilaukti teigiamos grąžos, svarbus ne tik grąžos gavimas, bet ir, kad investicija atitiktų investuotojo keliamus lūkesčius ir asmeninius norus. Nagrinėjama sąvoka apima ne tik akcijas ar kriptovaliutas, bet ir įvairias obligacijas, o vienas asmuo gali turėti kelis skirtingus investicinius aktyvus.

Labai svarbus aspektas nagrinėjant kriptovaliutos, kaip investicinio aktyvo, konceptą – tinkamos kriptovaliutos parinkimo procesas. Mokslinėje literatūroje yra aprašyta daugybė skirtingų geriausios kriptovaliutos parinkimo technikų, tačiau Lileikienė ir Dauginytė (2009) apibrėžia svarbiausius etapus, kurie yra būdingi visų investicinių aktyvų (tai reiškia, kad šie etapai gali būti naudojami tiek kriptovaliutų, tiek akcijų ar kitų aktyvų tinkamumui nustatyti) parinkimų technikoms: 1) siekiamų asmeninių investicinių tikslų bei norų suformavimas; 2) akcijų, kriptovaliutų ar kitų potencialių

investavimui aktyvų tyrimas bei parinkimas labiausiai investuotojo poreikius ir norus atitinkančio aktyvo; 3) norimos strategijos analizė bei išsigryninimas; 4) aplinkų, kuriose galima kurti investicinius modelius bei investuoti, tyrimas ir vienos aplinkos nustatymas/ išsirinkimas; 5) aktyvo efektyvumo vertinimas ir optimizavimo procesas (norint sumažinti patiriamą riziką ir maksimizuoti gaunamą pelną); 6) apskaičiuotų rezultatų vertinimas ir sprendimo priėmimas dėl investavimo į analizuojamą aktyvą. Visi etapai yra itin svarbūs ir praleidus nors vieną etapą investicija gali būti nepakankamai efektyvi bei neatitinkanti individualių investuotojo lūkesčių. Susistemintas aktyvo parinkimo investavimo procesui etapų vaizdas yra pateiktas žemiau esančiame 1 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės pagal Lileikienė, A. ir Dauginytė, D. (2009). Investicinio portfelio valdymas: Investicinės grąžos ir rizikos subalansavimas.

1 pav. Aktyvo parinkimo procesas

Siekiant sukurti sėkmingą investiciją, investuotojai pirma turi nuspręsti, kokie yra jų siekiai, kokią ar kokius investicinius instrumentus jie nori naudoti ir kokiomis proporcijomis tai daryti, kad investicija generuotų didžiausią įmanomą pelną bei būtų minimizuojama patiriama rizika (galimybė patirti finansinius nuostolius). Literatūroje šios problemos išsprendimo ieškojimo galima rasti dar 1950 metuose, kai buvo pradėta ieškoti pačio geriausio ir efektyviausio varianto tarp grąžos maksimizavimo ir rizikos minimizavimo (Li, Sun ir Ew, 2019). Kitame moksliniame šaltinyje teigiama, kad svarbu ne tik atlikti patį investavimo procesą į finansinį aktyvą, tačiau ir jį valdyti tinkamai, kadangi yra rizikuojama visomis suinvestuotomis investuotojo lėšomis (Filipavičius ir Kazlauskas, 2015). Tą patvirtina bei Bodie

ir Kane (2020) teigdami, kad aktyvas, į kurį investuojama, tačiau nėra tinkamai atliekamas vertinamas ir nepriimami atitinkami sprendimai, atskleidžia žinių ir aktyvaus valdymo trūkumą. Nagrinėjant investicijas ir jų parinkimą, galima rasti ir labai kategoriškų sprendimų – anot Briere, Oosterlinck ir Szafarz (2015) investuojant būtina įtraukti ir investicijas į kriptovaliutas, kadangi pastarosios kinta nepriklausomai nuo tradicinių finansinių instrumentų ir užtikrina rizikos sumažinimą. Iš išnagrinėtų mokslinių šaltinių galima daryti išvadą, kad investicinis aktyvas turi būti efektyviai valdomas, norint gauti laukiamą pelną. Kriptovaliutų įtraukimas padeda išskaidyti investicijas į skirtingas sritis ir sumažėjus vieno finansinio instrumento pelningumui, nebūtinai sumažėja bendras investicinio portfelio generuojamas pelnas, kadangi kritografinės valiutos kinta nepriklausomai nuo kitų investicijų. Taigi itin svarbus procesas sėkmingam investavimui yra tinkamas aktyvo valdymas, kurio metu ne tik pasirenkami investuotojo lūkesčius labiausiai atitinkantys investiciniai aktyvai, priemonės bei instrumentai, o ir priimami sprendimai padedantys išlaikyti pelningumą.

Analizuojant kriptovaliutų rinką, galima pastebėti, kad ji šiek tiek skiriasi nuo tradicinių rinkų, tačiau bendrai vertinant mokslininkai pastebi ir šių rinkų panašumų – kriptovaliutų rinka turi daug bendro lyginant su šiuolaikine akcijų rinka (Kim, Hong, Hwang, Kim, ir Han, 2020). Autoriai teigia, kad kriptovaliutų rinka, kaip ir tradicinės rinkos, gali pritraukti tiek patyrusius, tiek pradedančius investuotojus. Šios rinkos yra panašios savo investavimo principu, tačiau galima pastebėti ir skirtumų – kriptovaliutų rinka gali vykti visą parą ir visomis savaitės dienomis, o tuo tarpu tradicinių rinkų prekyba paprastai vyksta tik darbo dienomis ir tam tikromis ribotomis valandomis. Kriptovaliutų rinka nėra susijusi su konkrečiomis įmonėmis ir jų sėkmės ar nesėkmės istorijomis, tačiau yra siejama su investuotojų lūkesčiais ir tikėjimu, kad moneta pritrauks investuotojų dėmesį ir bus fiksuojamas kainos kilimas ateityje. Taip pat mokslininkai išskiria ir tai, kad investuotojai dažnai pasirinkdami kriptovaliutas vertina ne tik tradicinius rodiklius, o ir tokius kaip maksimalaus turimų monetų skaičiaus ir dabartinės bendros rinkos kapitalizacijos santykį kaip hipotetinio augimo santykį. Tai yra grindžiama tuo, kad kai kurių monetų kiekis yra ribotas, todėl ir kaina kyla likus mažiau laisvų monetų rinkoje, o tų kriptovaliutų, kurių kiekis rinkoje yra neribotas, kaina dėl infliacijos praranda savo vertę, kai yra parduodama daugiau monetų. Taigi, kriptovaliutų rinka yra unikali dėl galimybės pirkti ir parduoti kriptovaliutas visą parą ir visomis savaitės dienomis ir skirtingų vertinimo kriterijų renkantis investavimo aktyvą, tačiau pačiu investavimo principu, ši rinka yra panaši į tradicines rinkas, tokias kaip akcijų rinka.

Apibendrinant galima teigti, kad investicinio aktyvo pagrindinis siekiamas tikslas yra gauti finansinę naudą (pelną) ir suvaldyti nuostolių tikimybės riziką. Tai yra esminis sėkmingo investavimo elementas, kuris padeda investuotojui pasiekti pasitenkinimą. Pasirenkant tinkamą aktyvą itin svarbu jį

kurti rinktis vadovaujantis aktyvo parinkimo proceso etapais, nes praleidus vieną iš jų aktyvas gali netenkinti investuotojo lūkesčių ir neatnešti norimos grąžos. Kriptovaliutos, kaip investicinis instrumentas, gali būti naudojamos ne tik pavienės, o ir siekiant diversifikuoti riziką, kai yra investuojama į tradicinius finansinius aktyvus. Taip pat kriptovaliutų rinka yra išskirtinė tuo, kad prekyba gali vykti visą parą, o kriptovaliutos parinkimas dažnai priklauso ir nuo investuotojo lūkesčių ir tikėjimo, kad kriptovaliutos kaina ateityje kils.

1.2. Rizikos valdymas ir jos vertinimo metodų kriterijai

Norint turėti sėkmingą ir pelną nešančią investiciją, itin svarbu tinkamai įvertinti jos patiriamą riziką, o rizikos valdymas pastaruoju metu tampa vis svarbesniu įvairių sričių aspektu, kadangi ekonominė bei finansinė aplinka yra neapibrėžta bei pripildyta nuolat besikeičiančių aplinkybių. Nesvarbu, ar yra analizuojamas verslas, finansai, projektų valdymas ar investicijos, gebėjimas identifikuoti, įvertinti bei valdyti riziką yra gyvybiškai svarbus sėkmei pasiekti.

Kaip jau buvo minėta ankstesniame skyrelyje, investicijos optimizavimas siekiant sumažinti riziką yra vienas iš svarbiausių sėkmingo investavimo etapų, ypač, kai rizikos grėsmė tampa vis svarbesnė, kadangi finansų rinka yra nestabili ir nenuspėjama. Praleidus šį etapą, naudojamas aktyvas gali negeneruoti laukiamo pelno, o visi investuoti pinigai į investicinį aktyvą gali būti prarasti/ atnešti nuostolius, todėl ypatingai svarbu tinkamai valdyti patiriamą finansinę riziką. Tiek įvairioms įmonėms, tiek finansų įstaigoms, tiek fiziniams asmenims, kurie investuoja, finansų rinkoje gresia finansinės rizikos patyrimas (Zhang, 2020). Rizika dažniausiai žmonių suprantama kaip neigiamas dalykas, kuris sukelia grėsmę patirti tam tikrų nuostolių ar kitų neigiamų pasekmių, tačiau finansinėje srityje rizika reiškia ne tik nuostolius, kuriuos galima patirti, o ir pelną, kuris yra didesnis nei laukiamas bei prognozuojamas. Investuotojai kiekvieną kartą investuojant būtinai turi įvertinti galimybę gauti didesnę grąžą ir galimybę patirti nuostolių – abu šie veiksniai kyla iš patiriamos rizikos (Damodaran, 2012). Riziką, kaip galimybę netekti finansinio turto, apibūdina ir Rutkauskas ir Stasytyte (2011) bei Garbanovas (2010). Autoriai teigia, kad rizika tai yra netekties tikimybė ir turi būti suvokiama kaip galimybės patirti finansinius nuostolius tikimybės skirstinys. Pasak autorių, rizika tai yra tam tikra apskaičiuojama tikimybė prarasti investuotus pinigus. Tačiau anot Martinkutės – Kaunienės ir Stasytytės (2018), tikimybė patirti riziką yra dviprasmiška – tai yra galimybė gauti arba prarasti pelną, įgyvendinant tam tikrus investicinius projektus, kurie yra itin glaudžiai susiję su investuotojo vidiniais interesais.

Susistemintos mokslinės literatūros autorių mintys apie rizikos sąvokos suvokimą ir interpretavimą yra pateiktos žemiau esančioje 2 lentelėje.

2 lentelė

Rizikos sąvokos interpretavimas

Autorius	Metai	Sąvokos apibrėžimas
Damodaran	2012	Galimybė gauti didesnę grąžą arba patirti finansinius nuostolius.
Stasytyte	2011	Galimybė netekties tikimybė, kuri gali sukelti finansinius nuostolius.
Garbanovas	2010	Galimybės netekti finansinio turto tikimybės skirstinys.
Martinkutė – Kaunienė ir Stasytytė	2018	Galimybė gauti arba prarasti pelną, įgyvendinant tam tikrus investicinius projektus, kurie yra itin glaudžiai susiję su investuotojo vidiniais interesais.

Šaltinis: sudaryta autorės pagal Damodaran (2012), Stasytyte (2011), Garbanovas (2010) ir Martinkutė – Kaunienė ir Stasytytė (2018)

Taigi investuotojas, norint turėti sėkmingą ir pelną nešantį akcijų investicinį aktyvą, visų pirma turi nustatyti bei iširti riziką, kuri jo laukia. Patiriama rizika gali svyruoti į dvi puses – neigiamą, kuri atneša nuostolius, bei teigiamą, kuri atneša didesnę grąžą nei planuota. Dėl šios priežasties rizika yra toks objektas ekonomikoje ir finansuose, kurį yra būtina tinkamai įvertinti ir valdyti norint ne patirti nuostolius, o gauti pelną.

Pagrindinė ir bene svarbiausia dalis norint tinkamai suvaldyti patiriamą finansinę riziką ir gauti pageidaujamą pelną iš kriptovaliutos, į kurią atliekama investicija, yra finansinės rizikos vertinimas ir valdymas (Han et al., 2021). Investavimas bet kuriuo atveju neišvengiamai yra susijęs su tam tikru neapibrėžtumu ir rizika. Sėkmingas investavimas į kriptografinės valiutas reikalauja ne tik tinkamų investicinių sprendimų suvokimo bei jų priėmimo, bet ir efektyvios rizikos valdymo strategijos bei sėkmingo jos įgyvendinimo. Rizikos valdymas yra pagrindinis ir esminis veiksnys, kuris padeda apsaugoti investuotojų turtą, užtikrinti ilgalaikių teigiamų finansinių tikslų pasiekimą, padidinti investicinio aktyvo pelningumą ir pagerinti bendrą investavimo patirtį, kad investuotojas neprarastų motyvacijos ir toliau investuoti savo turimus pinigus. Be to, rizikos valdymas padeda išvengti ir nuostolių, kurie kyla dėl įvairių nenumatytų įvykių, tokių kaip ekonominės ir finansinės krizės, dideli rinkos svyravimai, įmonių bankrotai ar politiniai neramumai šalyje ar pasaulyje. Apsaugodami savo investuotą turtą nuo šių patiriamų rizikų, investuotojai gali užtikrinti savo finansinį stabilumą ir ilgalaikę gerovę. Investicinio aktyvo valdyme yra taikomos įvairios strategijos, į kurias integruojamos rizikos vertinimo sistemos ir rizikos skaičiavimo metodai (Kopmann, Kock, Killen ir Gemünden, 2017). Kiti

autoriai taip pat išskiria rizikos vertinimo ir valdymo svarbą investiciniuose aktyvuose – anot Kock, Heising ir Gemunden (2016), akcijų ar kriptovaliutų investicinių aktyvų subalansavimas tai yra patiriamos rizikos ir inovacijų bei modernių sistemų subalansavimo procesas. Nesubalansuotą ir pelno nenešančią investiciją gali lemti įvairūs investicinių aktyvų valdymo metodai, kuriuose nėra vertinama rizika, nepaisoma rizikos tikimybė, arba ji nėra valdoma tinkamai – nenaudojami tinkamo rizikos įvertinimo metodai, dėl kurių rizikos vertinimas nėra tikslus. Taip pat investuotojai negali būti pakankamai tinkamai pasiruošę ateičiai bei ateityje galimai patiriamoms grėsmėms, jei jie vertindami investicijas ir rinkdamiesi, kur geriau investuoti, neįtraukia investicinio aktyvo rizikos modeliavimo proceso, kadangi tai yra kone svarbiausias vertinimo kriterijus atliekant investiciją (Teller, Kock ir Gemunden, 2014). Jei planuojama investuoti ne į vieną kriptovaliutą, investicinio portfelio aplinkoje nėra pakankama valdyti tik atskirų kriptovaliutų rizikas, būtina valdyti visų kriptovaliutų visumos riziką – sukurto kriptovaliutų portfelio, tačiau patartina taip pat nepamiršti įvertinti ir atskirų portfelio komponentų rizikų. Pasak Olsson (2008), pagrindinis kriptovaliutų investicinio portfelio rizikos vertinimo ir valdymo tikslas yra užtikrinti, kad visos portfelio sudedamosios dalys pasiektų kuo didesnę pelningumą, todėl vertėtų vertinti ne tik bendrą sukurto investicinio portfelio riziką, tačiau ar atskiras kriptovaliutų ar kitų portfelio komponentų rizikas – tai padės priimti sprendimą, kurios portfelio sudedamosios dalys yra rizikingesnės ir, kurios mažiau rizikingos. Nors anot Oyenubi (2016), kuo daugiau investicinis portfelis turi tarpusavyje nepriklausomų vertybinių popierių, tuo daugiau šansų, kad vienos ar kelių akcijų ar kriptovaliutų nuostolis nepaveiks bendros investicinio portfelio grąžos, tačiau vertinant ne bendrą visų portfelį sudarančių aktyvų rizikingumą, o kiekvienos aktyvo atskirai yra siekiama optimizuoti portfelį, subalansuoti patiriamą riziką (sumažinti tikimybę patirti neigiamos rizikos poveikį) ir padidinti tikimybę gauti teigiamą grąžą. Mokslinėje literatūroje galima rasti ir autorių, kurie abejoja, kad didesnis skirtingų aktyvų portfelyje kiekis užtikrina, kad vienos ar kelių kriptovaliutų nuostolis nepaveiks portfelio grąžos – Benjelloun (2010) teigia, kad dėl didesnio komponentų suminio skaičiaus portfelyje, didėja rizika patirti didesnius nuostolius. Taigi, analizuojant investicinį aktyvą ypatingai svarbu įvertinti ne tik jo laukiamą grąžą, bet ir patiriamą riziką, dėl kurios grąžą gali būti neigiama. Taip pat, jei investuojama ne į vieną, o į kelis skirtingus aktyvus, svarbu išanalizuoti ir valdyti ne tik bendrą rizikingumą, bet ir kiekvieno aktyvo atskirus rizikingumus.

Anot Ispas, Lovin ir Tilina (2009), norint gauti aukštesnį pelningumą, investuotojas paprastai patiria ir didesnę riziką (tarp rodiklių egzistuoja atvirkštinis ryšys – vienam didėjant, kitas mažėja ir atvirkščiai). Dėl šios priežasties investuotojai turi labai gerai ir tiksliai įsivertinti, kokio pelningumo jie siekia analizuojama investicija ir kokio dydžio riziką bei nuostolius jie gali sau leisti patirti. Žemiau

pateiktame 3 paveiksle yra pavaizduota šių autorių sudaryta rizikos ir investicijų matrica. Iš paveikslo galima matyti, kad pirmoje situacijoje (I kvadratas) yra maža patiriama rizika ir didelės investicijos. Nors investicijos šioje situacijoje ir yra didelės, tačiau laukiamas pelningumas mažas, kadangi rizika nėra didelė. Dėl šios priežasties tokios investavimo galimybės investuotojų yra laikomos itin saugiomis – pinigai yra apsaugomi nuo infliacijos ir egzistuoja pakankamai maža tikimybė dėl nuostolių patyrimo, tačiau šis variantas nėra tinkamas tiems investuotojams, kurie yra laikomi agresyviais – nori ne tik pinigus apsaugoti nuo infliacijos, bet ir gauti didelį pelną. Antroje situacijoje (II kvadratas) situacija jau yra kitokia – patiriama didelė ir rizika ir reikalingos didelės investicijos. Tai yra bene dažniausiai aktyvių investuotojų naudojama situacija, kadangi generuojamas pelnas yra didelis. Pasirinkus tokias investicijas pinigai yra ne tik apsaugomi nuo infliacijos, tačiau ir „įdarbinami“ – gaunamas finansinis pelnas. Trečioji situacija (III kvadratas) yra pasitaikanti šiek tiek rečiau, kadangi čia yra mažos investicijos ir maža rizika. Toks investavimo variantas dažniausiai tinka smulkiems arba pradedantiesiems investuotojams, kurie bijo prarasti investuotas lėšas. Šioje situacijoje yra investuojama maža pinigų suma, tačiau ir generuojamas pelnas yra pakankamai mažas. Ketvirtojoje situacijoje (IV kvadratas) yra mažos investicijos ir didelė rizika. Tai reiškia, kad investuojama maža pinigų suma (rizikuojama nedidelėmis investuotojo lėšomis), tačiau patiriama didelė rizika, todėl generuojamas pelnas turėtų būti didelis. Ši situacija taip pat tinka smulkiems arba pradedantiesiems investuotojams (dėl mažos/ smulkios investicijos), o patyrę investuotojai dažniausiai renkasi pirmąją arba antrąją situaciją investavimui.

I kvadratas: I+r Didelės investicijos Maža rizika	II kvadratas: I+R Didelės investicijos Didelė rizika
III kvadratas: i+r Mažos investicijos Maža rizika	IV kvadratas: i+R Mažos investicijos Didelė rizika

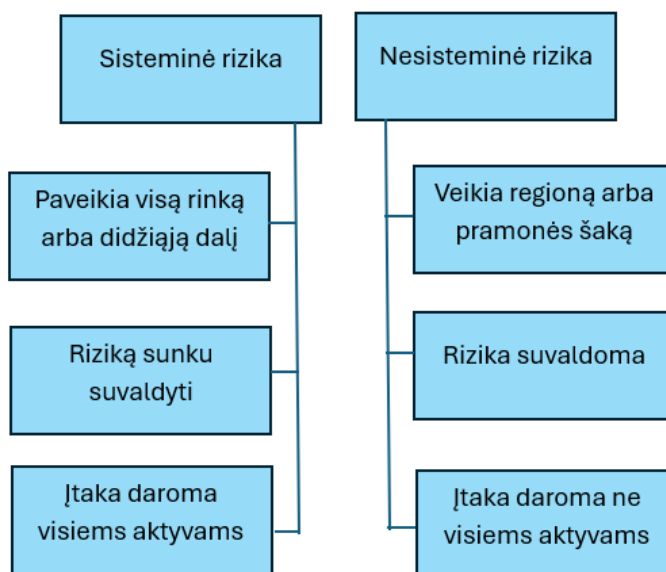
Šaltinis: Ispas, Lovin ir Tilina (2009).

2 pav. Rizikos ir investicijų matrica

Taigi, investuojant itin svarbu vertinti patiriamą riziką – tai padeda investuotojui įsivertinti situaciją dėl finansinio turto praradimo grėsmės. Jei investuojama į kelis skirtingus aktyvus, svarbu išanalizuoti ne tik bendrą visų aktyvų patiriamą, bet ir atskirų investicinio portfelio susidedamųjų dalių riziką ir pagal tai priimti investavimo sprendimus. Rizika yra itin susijusi su generuojamu pelnu – kuo

didesnė rizika patiriama, tuo didesnis laukiamas pelnas ir atvirkščiai (tarp rodiklių egzistuoja atvirkštinis ryšys).

Investuotojai įprastai gali patirti dvi pagrindinių rūšių rizikas, kurios yra išskiriamos ir moksliniuose darbuose – sisteminę riziką ir nesisteminę riziką. Suprantant šių dviejų pagrindinių patiriamų rizikų skirtumus ir ypatumus, investuotojai gali priimti pagrįstus sprendimus, kaip sumažinti patiriamą riziką ir gauti laukiamą pelną. Sisteminei rizikai yra tokia rizika, kurią patiria didžioji dalis rinkos dalyvių tuo pačiu metu ir tokiais pačiais nuostoliais (Benoit, Colliard, Hurlin ir Perignon, 2017). O anot, Choi, Kim ir Park (2017), sisteminė rizika yra tokia rizika, kurios negalima sukontroliuoti ir ji paveikia absoliučiai visas rinkoje esančių krito valiutų ar akcijų kainas. Taip pat autoriai pabrėžia, kad šios rizikos negalima išdalinti arba sumažinti pasirenkant investuoti į kitą tos pačios rinkos aktyvą ar diversifikuojant investicinį portfelį sudarytą iš tos pačios srities aktyvų. Mokslininkai taip pat toliau plėtoja rizikos temą teigdami, jog sisteminę riziką gali iššaukti blogai valdoma užsienio arba vidaus politika, kuri gali būti net ir visiškai nesusijusi su finansine aplinka, tačiau vis tiek daro reikšmingą įtaką visai finansinei sistemai, todėl kinta ir aktyvų kainos, o tai paveikia investicijos laukiamą pelningumą. Anot autorių, yra labai mažai metodų, kurie galėtų padėti apsaugoti investicijas nuo tokios rizikos, jie pamini tik tokius apsidraudimo būdus kaip išdo vekseliai ar išvestinės finansinės priemonės, kurios gali suteikti teisę parduoti turtą iš anksto fiksuota kaina ateityje. Kita patiriama rizika – nesisteminė rizika – gerokai paprastesnė, ji gali būti eliminuojama panaudojant diversifikacijos procesą ar investuojant į kitą rinkos aktyvą (Benoit, Colliard, Hurlin ir Perignon, 2017). Plačiau nesisteminės rizikos apibrėžimą plėtoja BenMabrouk ir Suayeh (2019) – anot mokslininkų, tokia rizika neveikia visos rinkos, o yra labiau sufokusuota į įmonės veiklos pobūdį ir veikia tik ribotai. Autoriai taip pat teigia, kad ši rizika gali paveikti ne tik įmones pagal jų veiklos pobūdį, bet ir pagal regioną, kuriame veikia, tačiau vis tiek nedaro įtakos visai finansinei sistemai ir visiems rinkoje esantiems investiciniams vienetams. Autoriai taip pat pabrėžia, kad nesisteminę riziką galima visiškai eliminuoti arba bent jau dalinai sumažinti jos poveikį investuojant į kitus aktyvus arba, tuo atveju, kai investuojame ne į vieną, o į kelis skirtingus aktyvus, diversifikuojant investicinį portfelį – pasirenkant skirtingų sektorių įmonių arba įmonių, kurios veikia skirtingose geografinėse teritorijose investicinius aktyvus. Taip pat vienas iš rekomenduojamų apsaugos nuo patiriamos nesisteminės rizikos būdų yra išvestinės finansinės priemonės – investuojant į išvestines finansines priemones atsiranda galimybė apsaugoti nuo konkretaus aktyvo kainos kritimo ateityje. Iš to galima daryti išvadą, kad nesisteminė rizika iš esmės gali būti eliminuojama arba bent šiek tiek sukontroliuojama, kai tuo tarpu sisteminės rizikos taip lengvai kontroliuoti neina. Esminiai sisteminės ir nesisteminės rizikų skirtumai yra pateikti žemiau esančiame 3 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

3 pav. Sisteminės ir nesisteminės rizikų skirtumai

Taigi, investuotojai susiduria su dviem pagrindinėmis rizikos rūšimis – sisteminė rizika ir nesisteminė rizika. Svarbu jas abi puikiai suprasti ir įvertinti, norint turėti pelningą investiciją. Išnagrinėjus mokslinės literatūros šaltinius ir aukščiau pateiktą 3 paveikslą, prie sisteminės rizikos galima priskirti tokias rizikas kaip valiutos rizika, infliacijos rizika, politikos rizika ir kitos makroekonominės rizikos, kurios veikia visą rinką. Prie nesisteminės rizikos galima priskirti tokias rizikas, kaip įmonės rizika, šakos rizika ir valdymo rizika, kurios dažniausiai yra būdingos tik konkrečiai ar kelioms konkrečioms investicijoms. Nors sisteminės rizikos lengvai suvaldyti ir neina, tačiau būtina vis tiek įvertinti, kad egzistuoja šios rizikos pasitaikymo tikimybė ir pagal tai priimti asmeninių lūkesčius atitinkančius investavimo sprendimus.

Analizuojant kriptovaliutų riziką, galima pastebėti, kad šiai investicijų rinkai yra būdingi šiek tiek kitokie kriterijai nei tradicinėms rinkoms. Kriptovaliutų rinka, palyginti su kitomis rinkomis, yra pakankamai nauja, todėl neturi tokių senų nusistovėjusių kriterijų. Visų pirma, mokslininkai išskiria ir tradicinėms rinkoms būdingus kriterijus – kriptovaliutų rinka turi daug bendro lyginant su šiuolaikine akcijų rinka (Kim, Hong, Hwang, Kim, & Han, 2020). Autoriai teigia, kad paprastai kriptovaluotos patiria visas tas pačias rizikas, kaip ir tradicinės finansinės rinkos, tačiau yra ir papildomų patiriamų rizikų. Vienai iš tokių rizikų priskiriamas itin didelis volatilumas – kriptovaliutų kainos linkusios drastiškai svyruoti (labiau nei tradicinių rinkų). Kita mokslininkų išskiriama kriptovaliutų rinkai būdinga rizika yra mažesnis likvidumas nei tradicinėse rinkose. Paprastai kriptovaliutų likvidumas būna mažesnis dėl mažesnio dalyvių skaičiaus rinkoje ir mažesnio kiekio standartizuotų produktų, tačiau kai kurios

didžiausią kapitalizaciją turinčios kriptovaliutos (pvz.: Bitcoin) jau yra pakankamai likvidžios. Kaip dar viena rizika yra išskiriama tai, kad tai yra palyginti dar jauna rinka – naujai į rinką išleisti produktai dažniausiai būna rizikingesni nei jau seniai esantys rinkoje. Taip pat kriptovaliutų rinka dar neturi nusistovėjusios reguliacinės aplinkos – nuolat įvedami nauji ribojimai, taisyklės, kurie sukelia didesnę analizuojamos rinkos riziką investuotojams. Kriptovaliutų rinka išsiskiria ir dėl teisinių rizikų, kurios skiriasi priklausomai nuo šalies – vienos šalyse taikomi griežtesni ribojimai ir įstatymai kriptovaliutų rinkoms, o kitose liberalesni. Kaip paskutines papildomas kriptovaliutų rizikas mokslininkai išskiria tai, kad ši rinka yra visiškai pagrįsta išmaniosiomis technologijomis, o tai lemia didesnę įsilaužimų riziką, ir naujų technologijų riziką. Kriptovaliutų rinka yra nuolat tobulinama ir naujinama, o tai gali atnešti ne tik teigimų padarinių, o ir paveikti rinką neigiamai – didesnė patiriama rizika. Apibendrinant autorių išdėstytas mintis galima teigti, kad kriptovaliutų rinkos specifika reikalauja išskirtinės rizikos vertinimo sistemos, kuri apimtų ne tik tradicinius finansinius rodiklius, bet ir unikalius šiai rinkai būdingus veiksnius. Apskritai, kriptovaliutų vertinimas turėtų būti pagrįstas tiek kiekybiniais, tiek kokybiniais kriterijais.

Apibendrinant galima teigti, kad investicinio aktyvo rizika turėtų būti suprantama dviprasmiškai – tiek grėsmė patirti finansinių nuostolių, tiek galimybė gauti didesnę pelną nei laukiamas. Taigi, rizikos valdymas yra neatskiriama sėkmingo investavimo dalis bei leidžia investuotojams jaustis labiau pasitikintiems savo investicijomis, priimti racionalesnius sprendimus ir siekti savo finansinių tikslų su mažesne rizika. Pagrindinis investicijų rizikos vertinimo ir valdymo tikslas yra užtikrinti, kad naudojamas instrumentas ar instrumentai pasiektų kuo didesnę pelningumą, todėl svarbu įvertinti visas rizikas, su kuriomis gali susidurti investuotojas. Analizuojant kriptovaliutų riziką galima teigti, kad šios rinkos rizikos vertinimas reikalauja kompleksinio požiūrio, apimančio tiek kiekybinius, tiek kokybinius veiksnius. Tik įvertinus visus šiuos veiksnius, investuotojai gali priimti pagrįstus sprendimus ir sumažinti patiriamą nuostolių riziką.

1.3. Kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo metodai

Tarptautinėje rinkoje yra begalė tyrimų, kurie tiria investicijų riziką ir bando atrasti geriausią būdą patiriami rizikai įvertinti. Investuotojai kuria specialiai pritaikytus rizikos skaičiavimo metodus ir modelius, siekdami subalansuoti gaunamą pelną bei patiriamą finansinę riziką priklausomai nuo naudojamo investavimo instrumento. Tinkamai įvertinti riziką padeda rizikos valdymo indeksų

pasirinkimas investicinio instrumento modelyje – pagrindinis tokių indeksų tikslas yra įvertinti finansinę riziką. Tinkamas ir tikslus rizikos vertinimas padeda ir geriau suvaldyti patiriamą riziką.

Nors gilus rizikos vertinimas yra itin svarbus, tačiau būtina nepamiršti ir laukiamo pelningumo vertinimo, kadangi esminis investicijos tikslas yra gauti pelną. Jei investicinis aktyvas negeneruoja grąžos ir nenumatomas grąžos generavimas ateityje, nors naudojamas aktyvas ir nėra rizikingas, tačiau investuotojas greičiausiai pasirinks neinvestuoti į tokį instrumentą. Laukiamas pelningumas yra vienas paprasčiausių, bet dažniausiai naudojamų rodiklių, kuris tinka įvairioms turto klasėms (tiek akcijoms, tiek kriptovaliutoms). Taip pat šis rodiklis dažnai yra traktuojamas ne tik kaip pelningumo, bet ir kaip vienas iš rizikos vertinimo matų. Investicijų pelningumas, pasak Dumbliauskienės ir Paužuolio (2016), dažniausiai yra skaičiuojamas naudojant istorinius kainų duomenis. Ateityje laukiamo pelningumo rodiklis nustatomas kaip atskirų kiekvienai laikotarpio dienai apskaičiuotų laukiamų pelningumų vidurkis. Šis rodiklis yra vienas pagrindinių bei išsiskiria tuo, jog parodo, kokią pelningumą investicinis aktyvas turėtų atnešti ateityje, o būtent pelnas ir yra pati svarbiausia ir pagrindinė investicinių sprendimų priėmimo dalis. Nagrinėjant kriptovaliutų rinką laukiamo pelningumo skaičiavimas yra itin svarbus dėl didesnio volatilumo nei tradicinėse investicijų rinkose. Taip pat rinką lyginant su kitomis yra nauja ir sunkiau nuspėjama dėl įvedamų reguliacinių ribojimų, todėl numatyti pelningumą ateityje yra itin svarbu. Tradicinė laukiamo pelningumo skaičiavimo formulė yra pateikta žemiau (1 formulė).

$$R = (\sum \Delta P_i / P_0) / n , \quad (1)$$

čia R – laukiamas pelningumas

$\sum \Delta P_i$ – visų dienų kainų pokyčių suma

P_i – i -tos dienos aktyvo kaina

P_0 – pradinė aktyvo kaina

n – analizuojamų dienų skaičius

Nors laukiamo pelningumo rodiklį galima laikyti rizikos įvertinimo rodikliu – laikoma, kad didesnė gauta reikšmė parodo didesnę patiriamą riziką. Nepaisant to, šis rodiklis yra gana primityvus ir gali neatspindėti realios investicijos patiriamos rizikos, todėl šiuolaikinėje finansinės rizikos valdymo praktikoje paprastai papildomai naudojami ir kiti rodikliai – dispersijos ir standartinio nuokrypio rodikliai norint išmatuoti patiriamą finansinę riziką (Ghimire et al., 2019). Šis metodas yra simetriškas ir taikomas diferencijuojant, kai turto grąža atitinka normalųjį pasiskirstymą (Latchoumi, Ezhilarasi ir Balamurugan, 2019). Kaip jau minėta anksčiau, kriptovaliutų rinką yra labai volatili ir pakankamai jauna rinką, o dėl

šių priežasčių vertinant riziką svarbu skaičiuoti ir dispersiją bei standartinį nuokrypį, kurie suteikia platesnį supratimą apie patiriamą riziką nei laukiamas pelningumas. Dispersijos skaičiavimo formulę pateikiama 2 formulėje, o standartinio nuokrypio – 3 formulėje.

$$V = E[(R - r)^2] , \quad (2)$$

čia V – dispersija

E – matematinė viltis

R – kintamojo reikšmė

r – kintamojo vidurkis

$$\sigma = \sqrt{E[(R - r)^2]} , \quad (3)$$

čia σ – standartinis nuokrypis

E – matematinė viltis

R – kintamojo reikšmė

r – kintamojo vidurkis

Dispersijos ir standartinio nuokrypio rizikos vertinimo metodai greičiausiai ir geriausiai lyginant su kitais vertinimo metodais įvertina riziką, kurią sukelia dideli tikimybiniai įvykiai, galintys nutikti finansų rinkoje (ir kurie yra itin aktualūs analizuojant kriptografinių valiutų rinkas), tačiau nėra gerai vertinama rizika, kuri atsiranda dėl mažesnę tikimybę turinčių įvykių. Tas yra patvirtinama ir moksliniuose šaltiniuose – šie metodai dažniausiai negali pakankamai efektyviai išmatuoti kai kurių mažos tikimybės įvykių rizikos (Korovkinas, Danėnas ir Garšva, 2020). Nepaisant to, mažą tikimybę turintys įvykiai finansinėje rinkoje dažniausiai turi pakankamai didelę įtaką finansinio turto grąžai ir turi stiprų poveikį įvairioms finansų institucijoms bei investuotojams (Faia, Pinto ir Vale, 2018). Norint išvengti šios rizikos neįvertinimo, buvo sukurtas kitas metodas – VaR metodas. Šis metodas įvertina galimą finansinę riziką ir pritaikant nustatytą pasitikėjimo lygį, VaR metodas nustato maksimalų galimą naudojamo aktyvo finansinės išraiškos praradimą ateityje, kai rinkoje vyksta įvairūs svyravimai (neįvertinama nenumatytų įvykių tikimybė) (Ma ir kt., 2017). Tai reiškia, kad skaičiuojant investicijų riziką naudojantis VaR metodu galima sužinoti didžiausius galimus patirti nuostolius, todėl šis rodiklis yra ypatingai svarbus investuotojams ir dažnai naudojamas. Kriptovaliutų rinkoje, VaR rodiklis yra mokslininkų išskiriamas kaip vienas svarbiausių dėl jo universalumo ir sugebėjimo prisitaikyti prie mažų kainų svyravimų bei jų įvertinimo. Kiti rizikos vertinimo rodikliai gali neparodyti mažiau tikėtinų kainų

pokyčių kriptovaliutų rinkoje. VaR metodo apskaičiavimo formulė yra pateikta žemiau esančioje 4 formulėje.

$$Pr(\Delta p > VaR) = 1 - a, \quad (4)$$

čia Pr – tikimybė

Δp – aktyvo vertės pokytis per tam tikrą laiką

VaR – didžiausias galimas aktyvo vertės nuostolis

a – pasitikėjimo lygis

Skaičiuojant VaR reikšmę yra būtina nusistatyti pasitikėjimo lygį (paprastai naudojama pasitikėjimo lygio reikšmė, kuri siekia 95% arba 99%) – kintamasis yra skaičiavimo formulėje. Jei naudojama, pavyzdžiui 95% pasitikėjimo lygio reikšmė, tai su 95% tikimybe galima teigti, kad nuostoliai nebus didesni nei gauta VaR reikšmė. VaR modelis yra itin gerai vertinamas, kadangi gali numatyti finansinės rinkos riziką įvairiose situacijose, o tai labai palengvina investicijos ir jos patiriamos rizikos valdymą bei sprendimų priėmimą investuotojui. Svarbu pabrėžti, kad ekstremaliose situacijose VaR rizikos skaičiavimo metodas nėra palankus, nes naudojamos reikšmės, kurios atitinka normalųjį skirstinį, o normalusis skirstinys neįvertina didelių kainų pasikeitimų. Taip pat naudojant normalųjį skirstinį nėra atsižvelgiama į rinkos asimetriškumą. VaR metodas nėra pats geriausias pasirinkimas skaičiuojant akcijų ar kriptovaliutų (grietai besikeičiančių) riziką, tačiau puikiai tinka obligacijų ar stabilų valiutų rizikos vertinimui. Norint pritaikyti VaR kriptovaliutų rizikos skaičiavimui, mokslininkai pataria prieš tai modifikuoti duomenis. Vienas iš variantų, kaip būtų galima modifikuoti duomenis, kad jie būtų tinkami yra GARCH modelio panaudojimas prieš VaR skaičiavimą. Naimy, Haddad, Fernández-Avilés, ir El Khoury (2021) bei Obeng (2021) atliko tyrimus, kurių metu išsiaiškino, kad GARCH modeliai gali padėti tiksliau apskaičiuoti VaR. GARCH yra statistinis modelis, kuris yra sukurtas modeliuoti ir prognozuoti kintančią dispersiją laiko eilučių duomenyse. Tai yra autoregresinis modelis, kuris modeliuoja sąlyginę dispersiją (t.y., volatilumą) kaip svertinį vidurkį praeities kvadratinių grąžų ir praeities sąlyginių dispersijų. Tai leidžia modeliuoti volatilumo priklausomybę nuo praeities reikšmių. Šis modelis leidžia modeliuoti volatilumo kitimą bėgant laikui (kuris ir yra didžiausias kriptografinių valiutų rinkos išskirtinumas lyginant su kitomis rinkomis) bei atsižvelgiant į tai, kad volatilumas dažnai būna grupuotas – didesni kainų pokyčiai dažnai būna susitelkę tam tikrais laikotarpiais, po kurių seka mažesni kainų pokyčiai. Taip pat GARCH modelis yra itin gerai vertinamas mokslininkų dėl plačių modelio galimybių taikymo – modelis turi įvairių specifikacijų (dažniausiai naudojami GARCH(q,p) modeliai), kurios

leidžia pasirinkti geriausiai duomenims tinkantį GARCH modelį. Modifikavus duomenis galima gauti tinklų rezultata, kuris parodytų kriptovaliutų didžiausius galimus patirti nuostolius.

VaR rizikos skaičiavimo matas turi minusų, kurie yra išskiriami mokslinėje literatūroje – rodiklis neatitinka rizikos matavimo nuoseklumo aksiomos reikalavimų, o taip pat yra sunku pasiekti dinaminės formos matavimo skaičiavimo rezultatus (Ghasemiyeh, Moghdani ir Sana, 2017). Reiškia, kad gauti rezultatai gali būti ne visiškai tikslūs priimant sprendimus, todėl negalima pasikliauti VaR rodikliu lyginant skirtingų investicinių aktyvų rizikingumus. Sunkumas pasiekti dinaminės formos matavimo skaičiavimo rezultatus reiškia, kad nėra tinkamai įvertinamas rinkos kintamumas bei koreliacija tarp turtų ir laikotarpio struktūra. Dėl šių priežasčių nėra gaunamas tikslus ir išsamus rinkos įvertinimas. Norint spręsti minėtas problemas buvo sukurtas patobulintas metodas, kuris vis dar nėra naudojamas dažnai – CVaR rizikos matas, kuris yra pagrįstas VaR. Pastarasis rizikos skaičiavimo metodas atitinka nuoseklumo aksiomos sąlygą ir turi išgaubtumą, todėl geriau įvertina riziką. CVaR rizikos skaičiavimo formulė yra pateikta žemiau esančioje 5 formulėje.

$$CVaR = E(f(x)/f(x) \geq VaR), \quad (5)$$

čia CVaR – sąlyginė rizika

E – matematinės vilties operatorius

$f(x)$ – nuostolių funkcija

VaR – didžiausias galimas portfelio vertės nuostolis

CVaR rizikos matas įvertina ekstremalius įvykius, kurie nagrinėjat kriptovaliutų rinką yra itin aktualūs ir dažnai pasitaikantys. CVaR yra skirstomas į dvi skirtingas situacijas, kadangi gauta reikšmė parodo tikėtiną/ galimą praradimo vertę (investicinio aktyvo patiriamus maksimalius nuostolius). Pirmoji situacija yra nuolatinė (arba, kitaip tariant tęstinė), o antroji atskira (dar vadinama diskretiškąja). Nuolatinės situacijos atvejo nuostolių apskaičiavimo formulė yra pateiktas žemiau esančioje 6 formulėje.

$$\varphi(x, \alpha) = \int_{f(x) \leq \alpha} P(y) dy, \quad (6)$$

čia φ – nuolatinė nuostolių reikšmė

x – aktyvo vertės pokytis

α – pasitikėjimo lygis

$f(x)$ – nuostolio dydis aktyvo vertės pokyčiui

$P(y)$ – tikimybės tankio funkcija

Tokioje situacija turi būti perskaičiuojamos ir VaR bei CVaR reikšmės pagal žemiau pateiktas formules (VaR – 7 formulė, CVaR – 8 formulė).

$$VaR = \min\{\alpha \in R: \varphi(x, \alpha) \geq \gamma\}, \quad (7)$$

čia VaR – didžiausias galimas aktyvo vertės nuostolis

α – pasitikėjimo lygis skaičiuojant VaR

R – realiųjų skaičių aibė

$\varphi(x, \alpha)$ – nuolatinė nuostolių reikšmė

x – investicijos vertės pokytis

γ – pasitikėjimo lygis skaičiuojant nuostolių dydžio tikimybės lygiui

$$CVaR = \frac{1}{1-\gamma} \int_{f(x) \geq VaR} P(y) f(x) dy, \quad (8)$$

čia CVaR – sąlyginė rizika

γ – pasitikėjimo lygis skaičiuojant nuostolių dydžio tikimybės lygiui

$f(x)$ – nuostolio dydis aktyvi vertės pokyčiui

VaR – didžiausias galimas aktyvo vertės nuostolis

$P(y)$ – tikimybės tankio funkcija

Nors CVaR ir VaR yra pakankamai patikimi ir gerai vertinami rizikos skaičiavimo matai, tačiau yra naudojami ir kiti rodikliai, kurie taip pat vertina patiriamą riziką ir duoda papildomų duomenų investuotojams norint priimti teisingus sprendimus, kurie atneš pelną. Svarbu paminėti, kad skaičiuojant riziką rekomenduojama nepasikliauti vienu ar keliais rizikos vertinimo matais, o apskaičiuoti daugiau rizikos vertinimo matų, kurie įvairiapusiškai parodo patiriamą investicinio aktyvo riziką. Vienas iš tokių rekomenduojamų ir plačiai paplitusių rodiklių yra Beta koeficientas. Šis rodiklis yra naudojamas sisteminei rizikai įvertinti ir parodo analizuojamo investicinio aktyvo jautrumą lyginant su rinka. Tai reiškia, kad lyginama, kaip naudojamo investicinio aktyvo kainos reaguoja į visos rinkos (naudojamo indekso) kainų pokyčius bei nustatoma, ar aktyvas yra rizikingesnis lyginant su rinka (Fama ir French, 2004). Tarnoczi ir Kulcsar (2013) išskiria beta koeficiento naudojimo privalumus ir trūkumus. Autoriai pabrėžia šiuo rodiklio plusus:

- Atskleidžia, ar investicinis aktyvas atitinka naudojamo rinkos indekso kainų pokyčius bei su kokia paklaida;
- Įvertina sistemine riziką;

- Parodo, ar investicija yra veikiamą rinkos svyravimų ir kaip stipriai;
- Galima naudoti regresinei analizei atlikti.

Iš to galima daryti išvadą, kad beta koeficientas puikiai vertina investicinio instrumento patiriamą riziką lyginant su rinkos (skaičiavimams naudojamo indekso) rizika, tačiau autoriai išskiria ir kai kuriuos neigiamus šio rodiklio aspektus:

- Nesuteikia jokios informacijos apie investicijų diversifikaciją;
- Jei gauta beta koeficiento reikšmė yra žema, tai parodo, kad investicinio aktyvo kainų reikšmės nėra paaiškinamos naudojamo indekso kainų reikšmių svyravimais, todėl tolimesnei analizei reikėtų naudoti kitą rodiklį.

Beta koeficiento apskaičiavimui yra naudojami investicijos ir rinkos kainų standartiniai nuokrypiai bei koreliacija esanti tarp akcijų. Koreliacijos koeficientas parodo, kaip stipriai tarpusavyje yra susiję abu analizuojami kintamieji – kuo reikšmė artimesnė 1, tuo ryšys tarp kintamųjų yra stipresnis, o kuo reikšmė yra mažesnė – tuo ryšys silpnesnis. Taip pat svarbu paminėti, kad neigiama reikšmė parodo atvirkštinį ryšį tarp analizuojamų kintamųjų. Analizuojant kriptografinių valiutų rinką, Beta koeficientas yra itin svarbus, kadangi gali parodyti, ar kriptografinių valiutų patiriama rizika yra didesnė nei tradicinių finansinių instrumentų (ar atvirkščiai), o taip pat leidžia palyginti ir analizuojamos kriptovaliutos riziką su visos kriptovaliutų rinkos patiriama rizika. Taip pat labai svarbu paminėti, kad dėl dažnai ir greitai bei stipriai besikeičiančių kriptovaliutų kainų, Beta rodiklis taip pat gali greitai pasikeisti, todėl svarbu nuolat atnaujinti ir perskaičiuoti šį rodiklį net jei ir lyginama su tradicinėmis finansinėmis rinkomis, kurių kainos nesikeičia taip greitai. Beta koeficientas įvertina tik tiesinę priklausomybę, o kriptovaliutų rinkoje priklausomybė dažnai būna ne tiesinė, todėl rodiklis gali nevisai tiksliai įvertinti riziką. Beta koeficiento skaičiavimo formulė yra pateikta žemiau esančioje 9 formulėje.

$$\beta_j = \frac{\sigma_j * p_{jm}}{\sigma_m}, \quad (9)$$

čia β_j – Beta koeficientas

σ_j – aktyvo standartinis nuokrypis

p_{jm} – kovariacija

σ_m – rinkos standartinis nuokrypis

Teigiama beta koeficiento reikšmė parodo, kad investicinio aktyvo pelningumo pokyčio kryptis yra tokia pati kaip ir rinkos – reiškia, kad, kai didėja rinkos pelningumas, tai didėja ir naudojamo

investicinio aktyvo pelningumas. Kai gauta beta koeficiento reikšmė yra mažesnė nei nulis, tai investicinio aktyvo pelningumo pokyčio kryptis yra priešinga nei rinkos. Tai reiškia, kad tarp rinkos pelningumui didėjant, investicinio aktyvo pelningumas mažėja, o, jei rinkos pelningumas mažėja, tai nagrinėjamo investicinio aktyvo pelningumas didėja. Gauta reikšmė įprastai svyruoja nuo -2 iki 2. Jei reikšmė yra artima -2 arba 2, reiškiasi, kad akcijų investicinio aktyvo rizikingumas yra dvigubai didesnis nei rinkos – investicinis aktyvas gali būti tiek dvigubai labiau pelningesnis, tiek dvigubai labiau nuostolingesnis. Jei reikšmė yra artima 1 arba -1, reiškia, kad investicinio aktyvo rizika yra lygi rinkos rizikai. Jei gautas beta koeficientas yra artimas -0,5 arba 0,5, tai parodo, kad investicijos rizika yra per pusę mažesnė nei rinkos rizika. Jei gauta reikšmė yra lygi 0, tai reiškia, kad tarp naudojamo investicinio aktyvo ir rinkos rizikų nėra ryšio – investicinio aktyvo rizika kinta nepriklausomai nuo rinkos rizikos pokyčio. Taigi, beta koeficientas yra rizikos skaičiavimo matas, kuris parodo kokių mastu investicinio instrumento kaina kinta kartu besikeičiančia rinka – kaip stipriai aktyvo kainos reaguoja į visos akcijos rinkos kainų svyravimus.

Dar vienas iš palankiai vertinamų rizikos skaičiavimo metodų yra Sharpe'o koeficientas. Šis rodiklis įvertina, kaip efektyviai investuoto turto generuojamas pelnas kompensuoja investuotojo prisiimamą riziką atliekant investavimo procesą. Sharpe'as sukūrė statistinį modelį, kurį naudojant galima palyginti grąžą atskirais laiko tarpais (skirtingose laiko eilutėse) (Campani ir de Brito, 2018). Anot Jurevičienės ir Samoškaitės (2012) norint apskaičiuoti šį rodiklį yra naudojamos trys pagrindinės dedamosios:

- Vidutinis investicinio vieneto vertės pokytis (vidutinė grąža);
- Vidutinis investicinio vieneto vertės pokyčio standartinis nuokrypis;
- Nerizikingos investicijos grąža (dažniausia tai yra vyriausybės vertybiniai popieriai, tačiau retesniais atvejais naudojami ir banke esantys indėliai).

Sharpe'o sukurtas rizikos matavimo matas leidžia pakankamai gerai įvertinti rizikos rezultatus, kadangi skaičiavimo formulėje yra įtraukti ir kiti veiksniai (nerizikingos investicijos grąža), kurie taip pat gali daryti įtaką investicinio aktyvo generuojamo pelno pasikeitimams ir jo rizikingumui. Jurevičienė ir Samoškaitė (2012) taip pat pabrėžia, kad Sharpe'o metodas puikiai tinka investicinio vieneto efektyvumui vertinti, kadangi yra suteikiama galimybė įvertinti investicijas, kuriose yra naudojamos skirtingos investavimo strategijos. Investicinio aktyvo efektyvumas yra įvertinamas pagal jo generuojamą pelną ir patiriamą riziką. Iš autorių pateiktų minčių galima daryti išvadą, kad Sharpe'o rodiklis vertina riziką ne tik pagal istorines investicinio aktyvo reikšmes, tačiau tuo pat metu yra įvertinama ir rinka, o tai suteikia šiam matavimo rodikliui pranašumą prieš kitus, paprastesnius rizikos

vertinimo rodiklius. Gavrilova (2011) ištyrė analizuojamo rizikos skaičiavimo mato pritaikymo platumą ir teikiamą naudą:

- Suteikia galimybę nustatyti investuotojų priimtą rizikos investuojant efektyvumą (pagal investuotą turtą);
- Suteikia galimybę išsiaiškinti – buvo priimti profesionalūs sprendimai, kurie atnešė pelną, ar buvo priimta didelė investicinio aktyvo riziką;
- Suteikia galimybę tarpusavyje palyginti investicijas, kuriose buvo ar yra naudojamos skirtingos strategijos ir kryptys (nepaisant to, kuris investicinis vienetas generuoja didesnę pelningumą, efektyvesnis bus laikomas tas, kuris turi didesnę grąžą ir didesnę Sharpe'o rodiklį).

Kadangi rodiklis rodo, kiek papildomos grąžos investuotojas gauna už priimtą rizikos vieneta, natūralu, kad didesnis rodiklis parodo geresnius investicinio instrumento generuojamus rezultatus – kuo didesnė Sharpe'o reikšmė, tuo aktyvas yra efektyvesnis ir atvirkščiai – kuo mažesnė reikšmė, tuo aktyvas yra mažiau efektyvus (Ma, Ahmad, Liu ir Wang, 2020). Analizuojamas rodiklis yra skaičiuojamas naudojant investicijų grąžą, nerizikingos grąžos normą ir standartinį nuokrypį – iš grąžos normos yra atimama nerizikingos grąžos norma bei skirtumas padalinamas iš vidutinio standartinio nuokrypio (apskaičiuoto rizikos koeficiento) (Gavrilova, 2011). Sharpe'o rodiklis yra itin naudingas, kai jis yra naudojamas greitai besikeičiančiose rinkose, kadangi tokiose rinkose paprastai būna didesnė patiriama rizika, o būtent šis rodiklis ir parodo, kad gaunamas pelnas atperka priimamą riziką. Kriptografinių valiutų rinka yra priskiriama prie greitai besikeičiančių rinkų, todėl analizuojant kriptovaliutų riziką, itin svarbu įvertinti iš Sharpe'o rodiklį. Naudojant šį rizikos vertinimo matą taip pat galima įvertinti, ar rizika yra valdoma efektyviai. Sharpe'o rodiklio skaičiavimo formulė yra pateikta žemiau esančioje 10 lygtyje.

$$SR_i = \frac{R_i - RFR}{\sigma_i}, \quad (10)$$

čia SR_i – Sharpe'o reikšmė

R_i – vertės pokytis

RFR – nerizikingos investicijos grąža

σ_i – standartinis nuokrypis

Vis tik šis rizikos skaičiavimo matas, kaip ir visi kiti prieš tai analizuoti, turi ir keletą trūkumų – Sharpe'o sukurtas metodas yra skaičiuojamas panaudojant prielaidą, jog veiksniai, kurie daro įtaką

investicinio aktyvo generuojamai grąžai, yra pastovūs – nekinta nustatytą laikotarpį. Dėl šios priežasties, skaičiavimo formulė yra tobulintina ir negalima pasikliauti vien tik Sharpe'o metodu norint pilnai ir išsamiai įvertinti patiriamą riziką, todėl patartina naudoti ir kitus rizikos vertinimui skirtus rodiklius (Honda, 2012).

Rizika vertinama taip pat naudojant Treynor'o koeficientą – pasak Sourd'o (2007) tai yra rodiklis, kuris matuoja ryšį tarp aktyvo patiriamos sisteminės rizikos ir nerizikingą pelno normą viršijančios investicinio vieneto grąžos. Pasak mokslinio šaltinio autoriaus, šio rodiklio didžiausias privalumas yra, kad jis vertina ne tik patiriamą riziką, bet ir investicinio aktyvo grąžą vienu metu apjungiant šiuos rodiklius į bendrą formulę. Taip pat teigiama, kad Treynor'o rodiklyje yra išskiriamos dvi pagrindinės rizikos: rizika, atsirandanti iš investicinio aktyvo kainų svyravimo ir rizika, atsirandanti iš visos rinkos kainų svyravimų. Analizuojamas rizikos vertinimo matas iš principo yra panašus į jau anksčiau analizuotą Sharpe'o rodiklį – skirtumas yra tas, kad Treynor'o koeficientas naudoja sisteminę riziką, kai tuo tarpu Sharpe'o rodiklis naudoja diversifikuotą riziką. Autorius išskiria šio rizikos vertinimo mato pagrindinius plusus:

- Įvertina investicijos patiriamos sisteminės rizikos ir nerizikingą pelno normą viršijančios investicinio aktyvo grąžos ryšį;
- Vertina ne tik patiriamą riziką, bet ir pelningumą.

Nepaisant išskirtų privalumų, pasak autoriaus, šis rizikos skaičiavimo metodas turi ir tobulintinų aspektų:

- Skaičiuojant yra daroma prielaida, jog investicinis aktyvas diversifikuotas, dėl to nėra vertinama nesisteminė rizika;
- Rodiklis naudojamas vertinti tik aktyvams, kurie yra diversifikuoti;
- Gauti rezultatai labai priklauso nuo indekso, su kuriuo yra lyginama.

Treynor'o koeficientui skaičiuoti yra naudojama rinkos portfelio grąžą, iš kurios atėmus nerizikingą pelno normą yra gaunama nerizikingą pelno normą viršijanti portfelio grąža. Šis apskaičiuotas skirtumas yra padalinamas iš apskaičiuoto naudojamo investicinio aktyvo Beta koeficiento, todėl skaičiuojant šį rodiklį, prieš tai būtina apskaičiuoti ir Beta koeficientą. Treynor'o koeficientas, taip pat kaip ir Sharpe'o rodiklis, yra itin naudingi kriptovaliutų rinkoms, kadangi labiau kintanti nei tradicinės finansinės rinkos, kartu prisiimant ir didesnę riziką, o šis koeficientas ir parodo, ar ryšį tarp gaunamo pelno ir prisiimamos rizikos. Treynor'o skaičiavimo formulė yra pateikta žemiau esančioje 11 lygtyje.

$$T_m = \frac{R_m - RFR}{\beta_m}, \quad (11)$$

čia T_m – Treynor'o koeficientas

R_m – rinkos portfelio grąža

RFR – nerizikinga pelno norma

β_m – rinkos portfelio beta koeficientas

Paprastai yra laikoma, kad kuo didesnė Treynor'o koeficiento reikšmė, tuo aktyvas yra efektyvesnis investuotojui – parodo, kad investuotojas gauna daugiau grąžos už kiekvieną prisiimtą rizikos vienetą. Maža Treynor'o koeficiento reikšmė gali parodyti, kad investuotojo finansinis turtas nėra panaudojamas pakankamai efektyviai – gaunama palyginti mažai pelno už prisiimtą riziką. Taigi, Treynor'o koeficientas parodo, kaip efektyviai yra panaudojamos investicijos, t.y. kiek gaunama pelno, prisiėmus tam tikro lygio riziką.

Rizikos skaičiavimo ir vertinimo modelis turėtų apskaičiuoti bei įvertinti bent vieną iš šių pagrindinių išanalizuotų rodiklių – numatoma grąža, dispersija, standartinis nuokrypis, VAR, CVaR, beta koeficientas, Sharpe koeficientas ir Treynoro koeficientas. Visi išanalizuoti rodikliai riziką vertina iš skirtingų pusių bei panaudojant skirtingas skaičiavimo technikas, tačiau nė vienas rodiklis neįvertina kriptovaliutos kainos pokyčio rizikos pakankamai tiksliai, todėl rekomenduojama modifikuoti/patobulinti rodiklius prieš remiantis jais. Nors mokslinėje literatūroje yra atlikta daugybė tyrimų, kurie analizuoja investicijų rizikos vertinimą ir bando atrasti geriausią metodą įvertinti rizikai, tačiau vis dar yra susiduriama su keletu problemų, norint sukurti tikslų investicinio aktyvo rizikos vertinimo modelį, kuris būtų skirtas kriptovaliutoms. Pirmoji iš problemų, kuri yra apžvelgiama mokslinėje literatūroje – tradiciniai investicinių vienetų rizikos vertinimo ir modeliavimo modeliai remiasi istoriniais duomenimis bei vien tik iš jų vertina riziką, o tai neleidžia pakankamai tiksliai ir gerai įvertinti kriptovaliutų, kurios yra sparčiai besikeičiantis aktyvas, rizikingumo (Poteiko ir Martinkutė-Kaulienė, 2020). Mokslininkai taip pat prie dar vis iki galo neišspręstų problemų išskiria investicinių aktyvų grąžų modeliavimą. Tokie modeliai dažnu atveju yra remiasi daugybe prielaidų ir neatitinka realybės, o taip pat yra sudėtingi ir kartais gali būti sunkiai pritaikomi praktinėse situacijose (Hammer, 2016).

Apibendrinant galima teigti, kad nors ir yra daugybė skirtingų rodiklių vertinti investicijų rizikai, tačiau visi jie turi trūkumų, todėl norint tiksliai įvertinti kriptovaliutų investicinių aktyvų riziką reikia naudoti ne vieną, o bent kelis rodiklius ir/ arba juos patobulinti, kad patiriama rizika būtų tiksliau

įvertinama. Tokiu būdu būtų galima išvengti klaidingų rizikos vertinimo išvadų suformavimo bei pateikti tiksliai išvadą investuotojams.

1.4. Kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos valdymas naudojant išvestines finansines priemones

Investuotojai norėdami patirti kuo mažesnius nuostolius ir apsaugoti savo investuotą kapitalą nuo patiriamos rizikos privalo valdyti patiriamą riziką. Vis dažniau pasirenkama naudoti įvairias apsidraudimo strategijas, kurios yra skirtos apdrausti investiciją bei valdyti patiriamą riziką. Apsidraudimo strategija – tai investavimo strategija, kurios tikslas yra sumažinti potencialius nuostolius, susijusius su investicijomis (Cao, Chen, Hull ir Poulos, 2021). Autoriai išskiria pagrindines taikomas apsidraudimo strategijas, norint apdrausti investuotą turtą: investavimas į stabilias monetas, ateities sandoriai, opcionai, arbitražas ir dalinis portfelio pardavimas. Investavimas į stabilias kriptovaliutas yra sumažinamas bendras kriptovaliutų portfelio volatilumas, kadangi pastarosios kriptografinės valiutos yra pririštos prie tradicinių valiutų (pavyzdžiui, dolerio). Ateities sandoriai ir opcionai yra priskiriami prie išvestinių finansinių priemonių, kurios yra vienas dažniausių būtų apdrausti būtent kriptovaliutų portfelių. Ateities sandoriai yra sutartys pagal, kurias įsipareigojama pirkti arba parduoti sutartyje nurodytą kriptovaliutą nustatyta kaina ir data ateityje. Opcionai suteikia teisę, bet ne prievolę pirkti arba parduoti kriptovaliutą, o arbitražas apibrėžia pelno gavimą iš kainų skirtumų skirtingose biržose (jis nėra tiesiogiai naudojamas kaip apsidraudimo strategija, tačiau naudojamas siekiant diversifikuoti riziką). Dalinis portfelio pardavimas nusako dalinį kriptovaliutų pardavimą, kai jų kaina pasiekia tam tikrą nustatytą lygį.

Analizuojant kriptovaliutas, svarbu paminėti, kad ši rinka pasižymi itin dideliu volatilumu (kainų svyravimu), kuris patraukia investuotojų dėmesį suteikdamas galimybę uždirbti didesnes pajamas per trumpesnę laikotarpį, tačiau tuo pačiu yra ir patiriama didesnė rizika dėl nuostolių tikimybės. Šioje analizuojamoje nepastovioje rinkoje apsidraudimo strategijų reikšmė tampa dar svarbesnė nei analizuojant tradicines investicines priemones – apsidraudimo strategijos padeda apsaugoti smarkiai svyruojančią kriptovaliutų investicijų kainą ir sumažinti investuotojų patiriamą riziką (galimybę patirti nuostolius). Įvairios apsidraudimo strategijos suteikia galimybę investuotojams užsitikrinti bent dalį savo investuoto kapitalo vertės net ir kriptovaliutų kainoms labai aktyviai svyruojant. Šiai nagrinėjamai investicijų sričiai yra tinkamos ne visos egzistuojančios investicijos apsidraudimo strategijos ir priemonės – mokslininkai, kaip geriausią, tinkamiausią ir dažniausiai naudojamą išskiria ateities sandorių (futures), kurie yra priskiriami prie išvestinių finansinių priemonių, pirkimą norint apsaugoti investuotą

kapitalą į kriptovaliutas. Skirtingų patiriamos rizikos apsidraudimo strategijų kūrimas panaudojant ateities sandorius (futures) sulaukia tiek akademinės, tiek praktikų bendruomenės domėjimosi nuo pat ateities sandorių rinkos atsiradimo pradžios (Wang et al., 2015). Didžiulį susidomėjimą kuriant apsidraudimo strategijas panaudojant išvestines finansines priemones ir būtent ateities sandorius lėmė tai, kad šie sandoriai gali būti naudojami visų turto klasių apsidraudimui – tiek kriptovaliutoms, tiek akcijoms, tiek obligacijoms, tiek indeksams ir kita. Ateities sandorių (futures) panaudojimo kuriant apsidraudimo strategijas universalumą bei naudingumą atskleidžia ir faktas, kad atsiradus visiškai naujai turto klasei – kriptovaliutoms, jau 2017 metais Čikagos komercinė birža ir Čikagos opcionų birža pradėjo siūlyti populiariausios ir didžiausią kapitalizaciją turinčios kriptovaliutos – „Bitcoin“ ateities sandorių prekybą (Sebastião ir Godinho, 2020). Pasak autorių, ateities sandoriai paprastai yra naudojami taikant vieną iš dviejų strategijų: kainos fiksavimas ir pelno užtikrinimas. Kainos fiksavimas – investuotojui norint apsisaugoti nuo turimos kriptovaliutos kainos kritimo ateityje, jis gali sudaryti ateities sandorį, kuriuo įsipareigoja parduoti savo kriptovaliutas nustatyta kaina ateityje. Tokiu atveju, rinkos kainai nukritus, investuotojas vis tiek gali parduoti kriptovaliutas už iš anksto sutartą kainą. Pelno užtikrinimas apibrėžia strategiją, kai yra tikimasi, kad kriptovaliutos kaina ateityje kils – tuomet sudaromas ateities sandoris, kuriuo įsipareigojama pirkti kriptovaliutas iš anksto sutarta kaina ateityje. Tokiu atveju, kainai pakilus, investuotojas gali pirkti kriptovaliutas pigiau nei rinkos kaina ir parduoti jas didesne kaina bei gauti pelną. Alexander, Deng ir Zou (2023) atliko tyrimą, kurio metu išsiaiškino, kad ateities sandoriai (Bitcoin Future) yra itin efektyvus būdas apdrausti kriptovaliutas. Pasak autorių, ši išvestinė finansinė priemonė yra tinkama tiek ilgojo laikotarpio investicijos apdraudimui, tiek trumpojo bei pabrėžia, kad ypatingai svarbu identifikuoti, kada apsidraudimo priemonė yra reikalinga. Liu, Packham, Lu ir Hardle (2023) taip pat tyrė kriptovaliutų apdraudimą panaudojant ateities sandorius bei gavo tokius pat rezultatus – ateities sandoriai yra veiksminga priemonė norint apdrausti kriptovaliutas (sumažinti jų patiriamą riziką). Mokslininkai taip pat teigia, kad svarbu, jog kriptovaliuta, kurią norima apdrausti ir išvestinė finansinė priemonė būtų koreliuotos tarpusavyje – tokiu atveju užtikrinamas kriptovaliutos apdraudimas.

Taigi, apibendrinant galima teigti, kad šiuolaikinėje greitai besikeičiančioje finansų rinkoje apsidraudimo strategijos tampa vis populiareesnėmis ir svarbesnėmis norint apsaugoti savo investuotą kapitalą ir valdyti patiriamą riziką. Nagrinėjant kriptovaliutų rinką apsidraudimas tampa dar svarbesnis dėl didesnių kainų pokyčių ir didesnės patiriamos rizikos. Svarbu vertinti riziką ir identifikuoti, kada reikia apdrausti investiciją. Gali būti naudojamos įvairios skirtingos apsidraudimo strategijos, tačiau analizuojant itin didelį volatilumą turinčią kriptografinių valiutų rinką labiausiai paplitęs ir efektyviausias yra apsidraudimo strategijų kūrimas panaudojant ateities sandorius (futures).

1.5. Rizikos vertinimo ir valdymo esami sprendimai ir integracija su informacinėmis sistemomis

Šiuolaikiniame pasaulyje informacinės sistemos tampa vis labiau nepakeičiamu įrankiu įvairiose veiklos srityse. Jų vaidmuo ir reikšmė nuolat auga, nes jos leidžia efektyvinti procesus, didinti produktyvumą panaudojant automatizaciją ir suteikia galimybę pasinaudoti dirbtinio intelekto teikiamais privalumais. Informacinių sistemų naudojimas plečiasi eksponentiškai, aprėpdamas vis daugiau įvairių sričių, nuo verslo ir finansų iki sveikatos priežiūros ir švietimo sektorių. Šių sistemų pagalba yra automatizuojamos užduotys, optimizuojami procesai, kaupiami ir analizuojami dideli duomenų kiekiai, o tai atveria duris inovacijoms ir pažangai, kadangi reikia vis mažiau žmogiškojo įsikišimo, kuris dažnai sukelia įvairias klaidas ir netikslumus. Dirbtinio intelekto ir automatizuotų modelių vaidmuo informacinių sistemų kontekste taip pat tampa vis reikšmingesnis. Dirbtinio intelekto bei automatizavimo sistemų algoritmai gali automatizuoti rizikos vertinimo ir valdymo užduotis, užtikrindami greitą ir tikslų reagavimą į kylančias grėsmes. Atsižvelgiant į šias tendencijas, rizikos vertinimo ir valdymo modelių integracija su informacinėmis technologijomis tampa vis labiau aktuali ir būtina. Integruotos sistemos leidžia pasiekti holistinį vaizdą apie riziką ir užtikrinti efektyvų jos valdymą.

Mokslinėje literatūroje jau galima rasti informacijos ir tyrimų apie informacinių sistemų svarbą bei pritaikymą vertinant ir valdant kriptovaliutų investicinių aktyvų patiriamą riziką. Pasak Rutkausko, Stasytės ir Martinkutės-Kaulienės (2021) investicinių sprendimų priėmimo problemos sėkmingai sprendžiamos taikant dirbtinį intelektą ar panašius metodus (automatizaciją, mašininį mokymąsi). Tačiau, nors informacinių sistemų taikymas jau yra prasidėjęs, tačiau vis dar susiduriama su problemomis taikant modernių sistemų diegimą ir jų naudojimą, kadangi modeliai nėra išstobulinti ir plačiai naudojami. Anot Fraser ir Simkins (2016), tokias technologijas gali įsidiesti tik didžiosios įmonės, o mažosioms vis dar trūksta pinigų efektyviai informacinių sistemų plėtrai. Mokslininkai taip pat teigia, kad vis dar pasigendama didesnės integracijos tarp investicinio aktyvo rizikos valdymo ir kitų programų, kurios yra skirtos sėkmingam finansų valdymui, o tai itin apsunkina ir bendrą investicijų valdymo procesą. Nepaisant to, mokslininkai atlieka tyrimus ir nuolat bando surasti efektyvesnius ir labiau prieinamus būdus integruoti investicinių aktyvų rizikos vertinimą su moderniosiomis sistemomis. Pastaruoju metu nemažai dėmesio yra skiriama norint sukurti modernesnius grąžų ir rizikos vertinimo modeliavimo modelius, kuriuose naudojami stochastiniai procesai ir dirbtinis intelektas (Chua, Pal, Banerjee, 2023). Nepaisant to, autoriai pabrėžia, kad naudojantis šiuolaikinėmis technologijomis galima sukurti daug inovatyvesnius sprendimus rizikai vertinti ir valdyti nei yra naudojami dabar – pasigendama

automatizuotų modelių, kurie reikalautų kuo mažiau žmogiškojo įsikišimo ir gebėtų greitai bei tiksliai pateikti išsamiai apskaičiuota ir įvertintą riziką investuotojui.

Nagrinėjant konkrečias mokslininkų sukurtus modelius kriptografinių valiutų rizikai vertinti ir valdyti, taip pat galima pastebėti tobulintinų aspektų. Shahbazi ir Byun (2022) atliko mokslinį tyrimą, kurio metu buvo bandoma sukurti kriptografinių valiutų kainos pokyčio rizikos vertinimo modelį panaudojant išmaniąsias technologijas. Mokslininkai pasirinko naudoti mašininių mokymąsi bei apskaičiuoti tokius rodiklius kaip dispersija ir VaR, tačiau gauti rezultatai nebuvo pakankamai tikslūs, o modelis nepakankamai efektyvus. Mokslininkų sukurtame kriptovaliutų rizikos vertinimo modelyje duomenys yra įvedami ranka (nėra automatizuoto duomenų paėmimo), o VaR apskaičiuojamas tradiciniu būdu (ankstesniame skyrelyje buvo išsiaiškinta, kad skaičiuojant VaR rodiklį kriptovaliutoms, prieš tai duomenis reikėtų modifikuoti, kad būtų gaunami tikslesni rezultatai). Mokslininkai taip pat teigia, kad VaR yra tinkamas rodiklis vertinti kriptografinių valiutų patiriamai rizikai, tačiau jam reikalingi patobulinimai, kad rizika būtų įvertinama tiksliau. Lorenzo ir Arroyo (2023) taip pat analizavo informacinių sistemų integravimą į kriptovaliutų investicijas. Šie autoriai atliko tyrimą, kurio metu buvo sukurtas modelis, kuris panaudojant automatinę klasterizaciją ir laukiamą pelningumą atrenka tinkamiausias kriptovaliutas portfelio sudarymui ir įvertina jų patiriamą riziką. Modelyje yra naudojamas tik laukiamo pelningumo rodiklis, kuris gali netiksliai parodyti realią kriptovaliutų patiriamą riziką, kadangi, iš esmės, yra rodiklis skirtas vertinti pelningumui, o ne rizikai. Dėl šios priežasties, modelis gali nevisai tiksliai parodyti patiriamą riziką ir nesuteikti investuotojui laukiamų rezultatų. Dar viena mokslinį tyrimą susijusį su kriptografinių valiutų rizikos vertinimo integracija su informacinėmis technologijomis atliko Liu (2019). Autorius sukūrė modelį, kuris apskaičiuoja ir įvertina kriptovaliutų Sharpe'o koeficientą, tačiau modelyje nėra apskaičiuojami kiti riziką parodantys rodikliai, todėl investuotojui išvedami nevisapusiškai riziką atspindintys rezultatai. Taip pat modelyje pasigendama didesnės integracijos su informacinėmis technologijomis – nors yra naudojami optimizacijos metodai, tačiau modelis nėra susietas su kitomis finansinėmis sistemomis ar finansinių duomenų bazėmis.

Taigi, nors išmaniosios technologijos jau yra naudojamos vertinant investicinių aktyvų riziką – diegiami inovatyvūs sprendimai, kur dirbtinis intelektas ar kitos technologijos įvertina investuotojų patiriamą riziką, tačiau vis dar pasigendama kai kurių kitų išmanių sprendimų, kurie galėtų palengvinti investuotų darbą ir suteiktų jiems išsamią informaciją tiek apie laukiamą grąžą, tiek apie patiriamą riziką. Išanalizavus mokslinę literatūrą galima teigti, kad trūksta ne tik patobulintų rizikos vertinimo metodų, bet ir automatizuotų sprendimų, kurie sutaupytų žmonių, norinčių investuoti laiką.

2. KRIPTOVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO PROTOTIPO TAIKANT IŠVESTINES FINANSINES PRIEMONES METODIKA

Šiame skyriuje bus pateikiama, kaip reikėtų sukurti kriptovaliutų kainų pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelį taikant išvestines finansines priemones – kokiais būdais galima tai padaryti panaudojant programavimo kalbą, kaip pritaikyti automatizavimą, kokius rodiklius skaičiuoti, kokias formules naudoti bei bus pasiūlomas modifikuotas/ patobulintas rizikos vertinimo metodas, kuris tiksliau įvertins kriptovaliutos patiriamą riziką, o identifikavus rizikos padidėjimą bus pasiūloma rizikos valdymo strategija taikant išvestines finansines priemones.

2.1. Siūlomas sprendimas kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo metodo modifikacijai

Mokslinės literatūros analizės metu buvo išsiaiškinta, kad, nepaisant to, jog yra naudojami įvairūs vertinimo matai kriptovaliutų kainų pokyčio rizikai vertinti, tačiau visi jie turi trūkumų. Kaip jau buvo išsiaiškinta ankstesniame skyriuje, vienas iš populiariausių ir dažniausiai naudojamų metodų kriptovaliutų kainos pokyčio rizikai vertinti yra VaR metodas, tačiau jis turi keletą apribojimų, dėl kurių kriptovaliutų kainos pokyčio rizika gali būti įvertinama ne visai tiksliai:

- Normaliojo pasiskirstymo prielaida: VaR dažnai remiasi prielaida, kad grąžos yra normaliai pasiskirstę. Tačiau realiose kriptovaliutų rinkose grąžos dažnai pasižymi sunkesnėmis uodegomis (t.y., yra didesnė tikimybė didelių nuostolių) ir asimetrija, kurių normalusis pasiskirstymas neatspindi.
- Subjektyvumas: VaR skaičiavimo formulėje yra naudojamas pasitikėjimo lygis, kuris lemia gautus rezultatus. Taip gautos rizikos tikslumas priklauso nuo vertinamo laikotarpio.
- Statiškas volatilumas: VaR paprastai naudoja istorinį volatilumą, kuris gali netiksliai įvertinti būsimą volatilumą, ypač esant rinkos svyravimams.
- Linijinė priklausomybė: VaR dažnai daro prielaidą apie linijinę priklausomybę tarp skirtingų rizikos veiksnių, o realiuose duomenyse priklausomybė gali būti sudėtingesnė.

Taigi, VaR metodas, nors ir plačiai naudojamas rizikos vertinime ir valdyme, turi keletą trūkumų. Vienas iš pagrindinių yra tai, kad jis dažnai remiasi prielaida, jog finansinių instrumentų grąžos yra normaliai pasiskirstę. Be to, VaR paprastai naudoja statistinį volatilumą, kuris gali neadekvačiai įvertinti būsimą volatilumą, ypač esant rinkos svyravimams. Dar vienas apribojimas yra tas, kad VaR dažnai daro

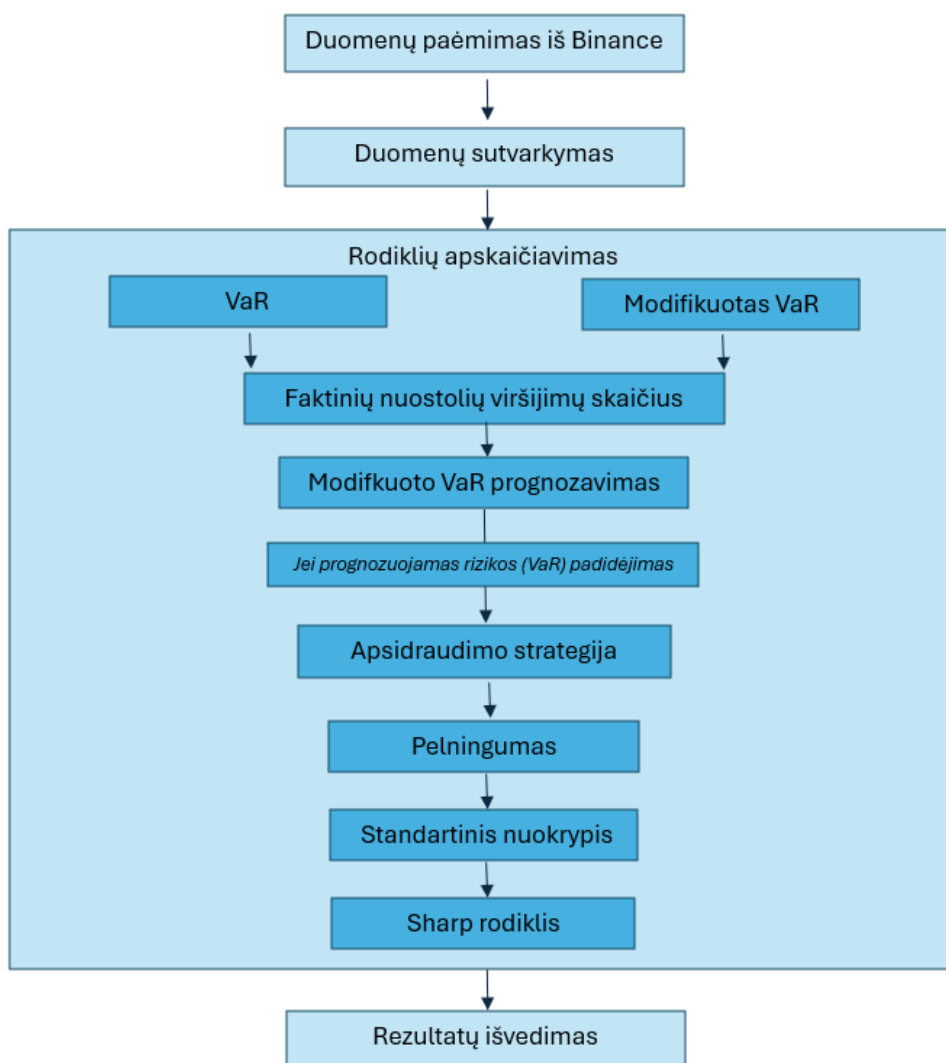
prielaidą apie linijinę priklausomybę tarp skirtingų rizikos veiksnių, o realybėje priklausomybė gali būti kur kas sudėtingesnė. Galiausiai, VaR gali nepakankamai įvertinti labai mažai tikėtinus, bet labai didelius nuostolius. Siekiant išspręsti šiuos trūkumus, reikėtų patobulinti VaR skaičiavimo metodą, o tą padaryti, kaip ir buvo minėta mokslinės literatūros analizės metu, galima panaudojant GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) modelį. GARCH modelis leidžia modeliuoti volatilumo kitimą laikui bėgant, atsižvelgiant į tai, kad volatilumas dažnai būna grupuotas. Tai reiškia, kad po didelių rinkos svyravimų dažnai seka ramūs laikotarpiai. Be to, GARCH modelis gali aprašyti nelineines priklausomybes tarp grąžų, geriau atitinkant realaus pasaulio sąlygas. Svarbu paminėti, kad GARCH modeliai gali būti modifikuoti taip, kad geriau aprašytų didesnius pokyčius nei numato standartinis pasiskirstymas, kurie yra būdingi finansų duomenims. Pirmiausia siūloma išrinkti tinkamiausią GARCH modelį naudojamiems duomenims, o tuomet naudojantis tinkamiausiu GARCH modeliu, prognozuoti kainų reikšmes/ volatilumą. Skaičiuojant VaR siūloma naudoti GARCH modelio prognozuojamas reikšmes, o ne istorines kainų reikšmes kaip standartiniame VaR skaičiavime. Taip yra modeliuojamas volatilumas laikui bėgant, atsižvelgiama į klasterių efektus ir pateikiami tikslesni rezultatai vertinant kriptovaliutų riziką (didžiausius galimus patirti nuostolius).

Apibendrinant galima teigti, kad naudojant GARCH modelį, galima gauti tikslesnes volatilumo prognozes, kurios gali būti naudojamos kriptovaliutų VaR skaičiavimuose. Be to, GARCH modeliai leidžia geriau įvertinti ekstremalių įvykių tikimybę ir modeliuoti sudėtingesnes priklausomybes tarp grąžų. Dėl šių priežasčių GARCH modelis yra plačiai naudojamas rizikos vertinime ir valdyme, siekiant pagerinti VaR skaičiavimo tikslumą ir geriau įvertinti riziką.

2.2. Siūlomo modelio prototipo teorinis modelis

Mokslinės literatūros analizės metu išsiaiškina, kokio kritografinių valiutų kainos pokyčio rizikos vertinimo modelio trūksta, todėl panaudojant python programavimo kalbą kuriamas šio modelio prototipas. Pažangus investavimo rizikos vertinimo modelis yra kuriamas taip, kad suteiktų investuotojams įžvalgą apie analizuojamos kriptovaliutos kainas, jų pokyčius ir padėtų priimti pagrįstus sprendimus. Siekiama sukurti modelį, kuri turėtų visus pagrindinius žingsnius – duomenų paėmimą, duomenų analizavimą grafikais, rodiklių skaičiavimą ir duomenų išvedimą į vartotojui patogią formą. Modelis automatiškai renka ir analizuoja kriptovaliutų kainų duomenis automatiškai paimant juos iš Binance internetinio puslapio. Modelyje atlikta analizė leis investuotojams identifikuoti potencialias investavimo galimybes ir įvertinti kriptovaliutų kainos pokyčio riziką. Modelyje naudojami algoritmai,

kurie apskaičiuoja rizikos vertinimo rodiklį – Value at Risk (VaR) su papildomomis korekcijomis, kad tiksliau atspindėtų potencialius nuostolius. Be to, modelis identifikuoja rizikos padidėjimą ir, jei yra padidėjusi rizika, siūlo apsidraudimo strategiją taikant išvestines finansines priemones, kuri padeda sumažinti aktyvo jautrumą rinkos svyravimams ir apdrausti investuotą finansinį turtą. Visą šią informaciją sistema pateikia vartotojui patogiose ir lengvai suprantamose vizualizacijose, įskaitant grafikus ir lenteles. Išsami ir lengvai prieinama informacija suteikia investuotojams galimybę priimti pagrįstus sprendimus, sumažinti riziką ir padidinti investicijų efektyvumą (padidinti gaunamą pelną arba sumažinti patiriamus nuostolius). Svarbiausi kriptovaliutų kainos pokyčių rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones eksperimento etapai ir skaičiuojami rodikliai yra pateikti žemiau esančiame 4 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

4 pav. Eksperimento schema

Visų pirma eksperimente automatiškai iš Binance platformos paima kriptografinių valiutų dieniniai kainų duomenys nurodytam laikotarpiui. Iš esmės, kuriamas modelis yra pritaikytas analizuoti vienerių metų laikotarpio duomenis (tolimesniuose žingsniuose apskaičiuojami rodikliai bus pritaikyti metiniams duomenims) ir prognozuoti rizikos padidėjimą ateinančiam mėnesiui. Pasirinktas būtent toks laikotarpis, kadangi, pasak mokslinių šaltinių, tai yra tinkamiausias laikotarpis atlikti vidutinio laikotarpio analizei. Kadangi kriptovaliutos priskiriamos prie dinamiškai besikeičiančių rinkų, nepatartina naudoti labai ilgo laikotarpio duomenų – jie gali neatspindėti dabartinės rinkos situacijos. Taip pat norint atlikti vidutinio laikotarpio investiciją, nerekomenduojama naudoti ir trumpo laikotarpio duomenų, kadangi jie gali neparodyti realių analizuojamo aktyvo pokyčių. Norint pasiimti kainų duomenis iš Binance platformos yra naudojamas API (tarpininkas, leidžiantis vienai programinei įrangai pasiekti kitos programos funkcijas ir duomenis). Vartotojas turi įvesti savo API Key ir Secret Key duomenis, kad būtų pasiekama jo paskyra Binance platformoje. Taip pat norint patikrinti rizikos valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones efektyvumą yra reikalingi ir sekančio mėnesio (po vienerių metų laikotarpio) kriptovaliutų kainų duomenys ir naudojamos apsidraudimo priemonės kainų duomenys – šie duomenys taip pat yra paimami iš Binance internetinio puslapio panaudojant API tarpininką.

Pasiėmus duomenis, itin svarbu atlikti duomenų sutvarkymą. Nors į modelį iš Binance internetinio puslapio yra paimami visi su kriptovaliuta susiję pateikti duomenys, tačiau kriptografinių valiutų kainos pokyčio rizikai vertinti bus naudojamos tik „Close“ kainos, todėl toliau rašomas python programinis kodas, skirtas paimti tik šiam stulpeliui ir išsaugoti į naują lentelę. Pirmiausia prie duomenų yra priskiriamos atitinkamos datos – kad būtų galima matyti/ atskirti, kuri kainos reikšmė kurią datą buvo. Datos duomenys prie kainų reikšmių yra priskiriami kaip indeksai. Taip pat patikrinama ar nėra tuščių duomenų eilučių – esant tokioms eilutėms, tolimesniuose žingsniuose skaičiuojant rodiklius dėl to galėtų kilti problemos – python kodas neveiktų arba būtų apskaičiuojami netikslūs rezultatai.

Įsikėlus bei atlikus duomenų tvarkymą, toliau seka pagrindinis etapas – analizės arba rodiklių skaičiavimo etapas, kurio metu skaičiuojamas modifikuotas kainos pokyčio rizikos vertinimo rodiklis – VaR. Šis rodiklis apskaičiuojamas tiek standartiniu būdu, tiek modifikuojant prieš tai panaudojant GARCH, kad būtų gaunami tikslesni rizikos vertinimo rezultatai.

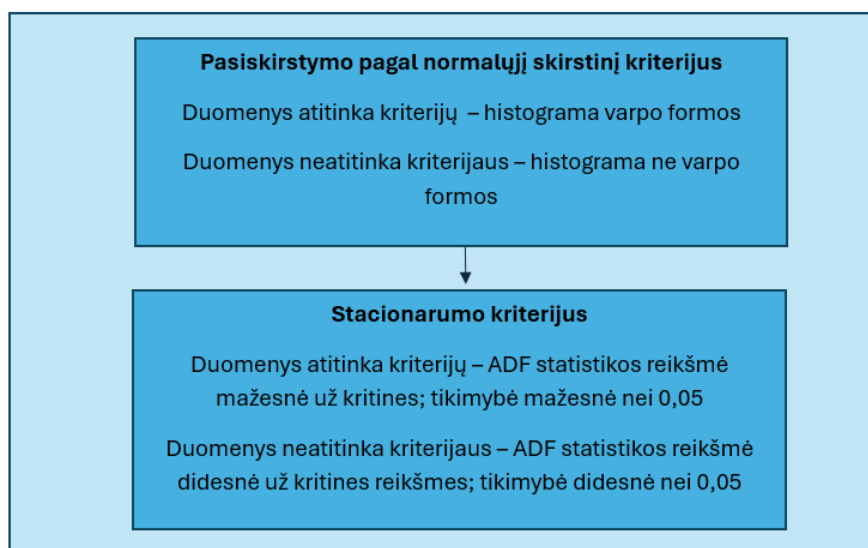
Pirmasis žingsnis modelio analizės, rodiklių skaičiavimo dalyje yra VaR skaičiavimas. Šis rodiklis parodo didžiausius galimus patirti nuostolius investuojant į analizuojamą kriptografinę valiutą. Mokslinės literatūros metu išsiaiškinta, kad įprastas VaR gana gerai įvertina riziką tų investicinių aktyvų, kurie paprastai nekinta labai stipriai, tačiau norint apskaičiuoti didžiausius galimus nuostolius

investiciniam aktyvui, kurio kainos stipriai svyruoja (analizuojamu atveju – kriptovaliutoms) jis gali būti tobulintinas, kad rizika būtų įvertinta tiksliau. Taip pat išsiaiškinta, kad tokiame patobulinime puikiai tinka GARCH modelis. Tokie modeliai yra nepaprastai naudingi įrankiai finansų duomenų analizėje, ypač kai kalbama apie rizikos vertinimą. Jie puikiai tinka modeliuoti volatilumo kitimą laikui bėgant, o tai yra ypač svarbu tiksliai VaR skaičiavimui. GARCH modeliai puikiai aptinka ir modeliuoja volatilumo klasterizaciją – reiškini, kai dideli kainų svyravimai linkę pasikartoti, taip pat leidžia modeliuoti heteroskedastiškumą, t.y. situaciją, kai duomenų dispersija nėra pastovi laikui bėgant. GARCH modeliui skaičiuoti bus naudojamos ne absoliučios kainų reikšmės, o procentiniai kriptovaliutų kainų pokyčiai, kadangi jie dažniausiai būna stacionaresni, geriau atspindi kainų svyravimo kitimus bėgant laikui (volatiliškumą) bei yra lengviau interpretuojami, nes nepriklauso nuo pradinės kainos reikšmės. Taigi, naudojant procentinius pokyčius padidinama duomenų stacionarumo tikimybė, geriau modeliuojamas volatiliškumas bei gaunami lengviau interpretuojami rezultatai.

Prieš taikant GARCH modelį, svarbu, kad naudojami duomenys atitiktų keletą kriterijų:

- Pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį kriterijus; GARCH modelis skaičiuojamas, kai duomenys yra pasiskirstę pagal normalųjį skirstinį, todėl pirmiausia modelyje patikrinama, ar naudojami duomenys yra normaliai pasiskirstę. Tam atlikti parašomas kodas kuris į rezultatų skiltį išveda duomenų histogramą – jei histograma yra varpo formos, duomenys atitinka normaliojo skirstinio reikalavimą, kuris reikalingas GARCH modelio skaičiavimui. Taip pat, kad papildomai nubraižomas ir Q-Q grafikas, kuris taip pat skirtas pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį tikrinimui. Jei grafike pavaizduoti taškai yra išsidėstę ant tiesės arba arti jos, galima daryti išvadą, kad naudojami duomenys atitinka pasiskirstymą pagal normalųjį skirstinį.
- Stacionarumo kriterijus; Atitikimui stacionarumo kriterijui įvertinimui naudojamas Augmented Dickey-Fuller (ADF) testas, kuris parodo, ar naudojamos laiko eilutės savybės (vidurkis ir dispersija) nekinta laikui bėgant. Parašius python kodą ADF testo rezultatams gauti (panaudojant adfuller formulę), tikrinama, ar ADF statistikos reikšmė yra mažesnė už kritinės reikšmės – jei reikšmė mažesnė nei gautos kritinės reikšmės, reiškiasi galima daryti išvadą, kad duomenys atitinka stacionarumo kriterijų. Taip pat į rezultatus yra išvedama ir tikimybės (P) reikšmė, kuri turėtų būti mažesnė nei 0,05, kad laiko eilutė būtų stacionari. Jei tikimybės reikšmė yra didesnė nei 0,05 – negalima daryti išvados, kad duomenys atitinka stacionarumo kriterijų.

Norint duomenims panaudoti GARCH modelį, jie turi atitikti abu analizuojamus kriterijus. Jei duomenys neatitinka nors vieno iš nustatytų kriterijų, duomenims reikalingos transformacijos, kadangi pritaikytas GARCH modelis gali netiksliai prognozuoti volatilumą naudojamai laiko eilutei, todėl ir gauti VaR rezultatai nebus pakankamai tikslūs. Susisteminto duomenų atitikimo GARCH modeliui vertinimo (atitikimo pasiskirstymui pagal normalųjį skirstinį ir atitikimo stacionarumo kriterijui) schema yra pateikta žemiau esančiame 5 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

5 pav. Duomenų atitikimo GARCH modeliui vertinimo schema

Įvertinus duomenų tinkamumą modelio kūrimui, kuriamas GARCH modelis. Python programa leidžia panaudojant formulę įvertinti visus galimus GARCH modelius ir labiausiai tinkantį pagal turimus duomenis. Tam padaryti yra naudojamas Akaikės informacijos kriterijus (AIC) – AIC yra statistinis kriterijus, naudojamas modelių sudėtingumo ir jų tinkamumo duomenims balansavimui. Mažesnė AIC reikšmė reiškia geresnį modelį. Svarbu įvertinti GARCH modelį remiantis gražų duomenimis – įvertinimo metu nustatomi optimalūs modelio parametrai, kurie geriausiai atitinka duomenis. Tarp rezultatų yra išvedamas geriausias modelis, kuris yra naudojamas prognozuoti volatiliškumui.

Toliau panaudojant geriausią GARCH modelį gautą ankstesnio žingsnio metu yra apskaičiuojamas volatiliškumas vienam žingsniui į priekį bei apskaičiuojama VaR reikšmė. GARCH VaR reikšmė yra lygi šaknies iš prognozuojamos dispersijos, padaugintos iš standartinio normaliojo pasiskirstymo kvantilio, atitinkančio 1 minus pasitikėjimo lygis:

- GARCH VaR reikšmė: Tai yra apskaičiuotas rizikos dydis, kurį galime tikėtis prarasti per tam tikrą laikotarpį su tam tikru pasitikėjimo lygiu (skaičiavimams naudojamas 95% pasitikėjimo lygis).

- Šaknis iš prognozuojamos dispersijos: Prognozuojama dispersija yra matas, rodantis, kaip labai svyruos naudojami duomenys ateityje. Traukiant šaknį iš dispersijos, gaunamas standartinis nuokrypis, kuris yra labiau interpretuojamas kaip volatilumas (svyravimas).
- Standartinio normaliojo pasiskirstymo kvantilis: Tai yra reikšmė, kuri atitinka tam tikrą tikimybę standartiniame normaliajame pasiskirstyme. Naudojamas 95% pasitikėjimo lygis, tai reiškia, kad norima rasti tokią reikšmę, kad 95% pasiskirstymo būtų mažesni už šią reikšmę. Ši reikšmė yra neigiama, nes ieškoma kairėje pusėje nuo vidurkio esančios srities.
- 1 minus pasitikėjimo lygis: Ši dalis naudojama tam, kad būtų rastas reikiama kvantis. Pasitikėjimo lygis yra 95%, tai 1 minus pasitikėjimo lygis bus 5% (arba 0.05).

Modelyje naudojamas skaičiavimas remiasi prielaida, kad grąžos yra apytiksliai normaliai pasiskirstę, o jų volatilumas laikui bėgant kinta pagal GARCH modelį – GARCH VaR leidžia įvertinti riziką, atsižvelgiant į kintamą volatilumą. Naudojama formulė yra pateikta žemiau esančioje formulėje (12 formulė):

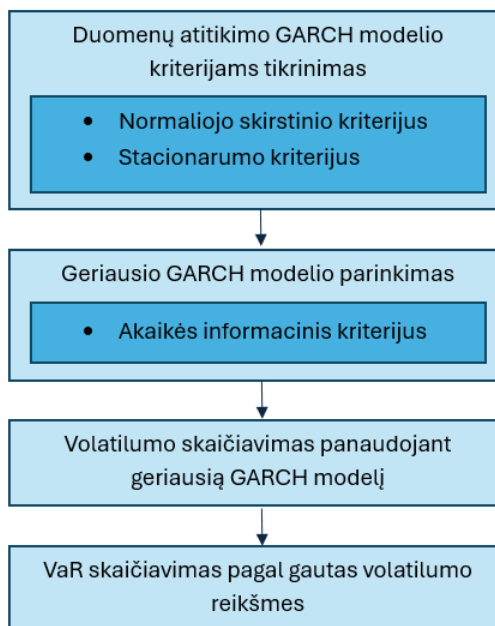
$$VaR_GARCH = \sqrt{\sigma_{t+1}^2} * z_{(1-\alpha)}, \quad (12)$$

čia VaR_GARCH – GARCH VaR reikšmė

σ_{t+1}^2 – Prognozuota dispersija t+1 laikotarpiui

$z_{(1-\alpha)}$ – Standartinio normaliojo pasiskirstymo kvantilė, kur α yra reikšmė, lygi 1 minus pasitikėjimo lygis.

Susisteminta modifikuoto VaR rodiklio apskaičiavimo schema yra pateikta žemiau esančiame 6 paveiksle. Iš paveikslo galima matyti, kad pirmiausia yra atliekamas duomenų atitikimo GARCH modelio kriterijams tikrinimas – tikrinama, ar duomenys yra pasiskirstę pagal normalųjį skirstinį ir ar duomenys atitinka stacionarumo kriterijų. Įvertinus šiuos rodiklius, python programavimo kalba parašytas kodas kriptovaliutų kainos rizikos pokyčio vertinimo ir valdymo modelyje taikant išvestines finansines priemones išrenka, kuris GARCH modelis yra tinkamiausias naudojamiems duomenims ir gali geriausia prognozuoti volatiliškumą. Išrinkus geriausiai tinkantį modelį, atliekamas volatiliškumo prognozavimo vienam laikotarpiui į priekį žingsnis. Galiausiai atliekamas pagrindinis šios schemos skaičiavimas – apskaičiuojamas modifikuoto VaR rodiklis, kuris, pagal mokslinę literatūrą, turėtų tiksliau įvertinti didžiausius galimus patirti nuostolius investavus į analizuojamą kriptografinę valiutą.



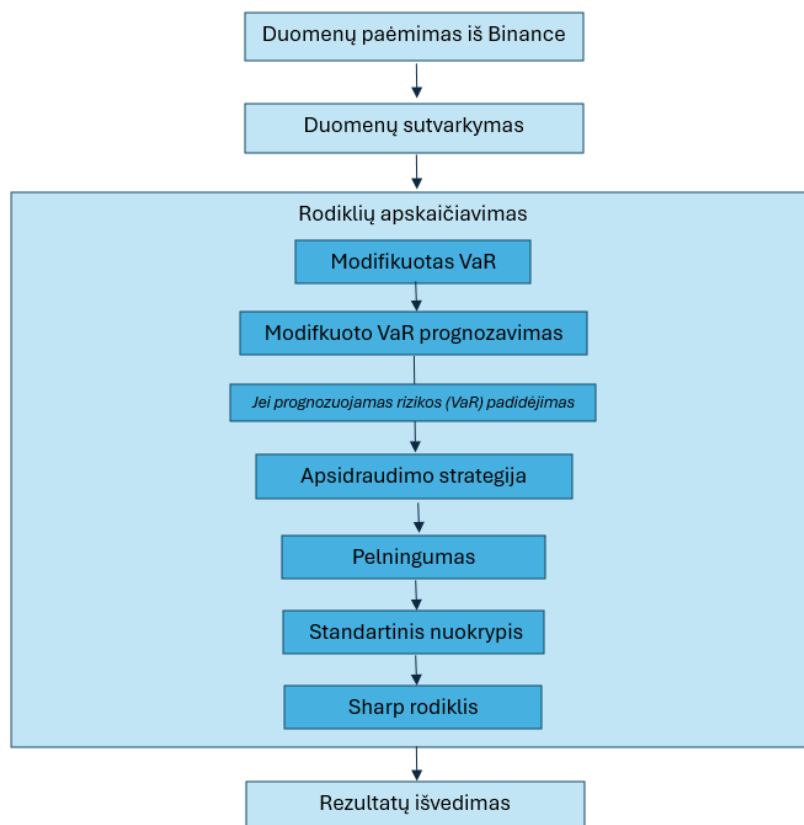
Šaltinis: sudaryta autorės.

6 pav. Modifikuoto VaR skaičiavimo schema

Apskaičiavus modifikuotą VaR rodiklį, atliekamas atgalinis testavimas (backtesting), kurio metu tikrinama, ar modifikuotas VaR tikrai geriau įvertina riziką nei tradicinis VaR. Norint tą padaryti, apskaičiuojamas ir VaR naudojant nemodifikuotus duomenis, o standartiniu būdu. Apskaičiavus abu VaR rodiklius, apskaičiuojama kiek kartų apskaičiuotos abi VaR reikšmės viršino faktinių istorinių duomenų nuostolius. Tuomet palyginama, kuris iš apskaičiuotų VaR mažiau kartų viršino faktinius istorinių duomenų nuostolius – tas VaR rodiklis yra tikslesnis ir gali geriau įvertinti didžiausius galimus patirti nuostolius. Taip pat papildomai apskaičiuojama ir pagal naudojamą laikotarpį ir naudojamą pasitikėjimo laipsnį, kiek kartų VaR gali viršyti faktinius nuostolius bei įvertinama, ar abu apskaičiuoti VaR rodikliai neviršino faktinių nuostolių daugiau kartų nei leistina riba – tai parodo, ar galima pasitikėti apskaičiuotu rodikliu pagal naudojamą pasitikėjimo laipsnį.

Įvertinus, ar modifikuotas VaR tikrai geriau įvertina kriptovaliutų kainų pokyčių patiriamą riziką, toliau kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelyje taikant išvestines finansines priemones skaičiuojamas žingsnis yra apsidraudimo strategijos skaičiavimas. Apsidraudimo strategija – tai finansinė strategija, skirta sumažinti investicijų aktyvo jautrumą nepageidaujamiems kainų svyravimams. Pagrindinis apsidraudimo strategijos tikslas yra sumažinti bendrą kriptovaliutų kainų pokyčių riziką. Kuriamas modelio prototipas yra skirtas apsaugoti investiciją vieno mėnesio laikotarpiui. pokyčius – ši informacija leidžia matyti, kaip per analizuojamą laikotarpį kito kriptovaliutos kaina. Pilna

kuriama kriptovaliutos kainų pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo taikant išvestines finansines priemonės modelio schema yra pateikta žemiau esančiame 7 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

7 pav. Pagrindiniai modelio etapai ir skaičiuojami rodikliai

Kuriamas modelis apsidraudimo strategiją siūlo taikyti atsižvelgiant į ateityje galinčią padidėti riziką, todėl iš pradžių yra patikrinama, ar prognozuojamas toks padidėjimas. Kaip jau buvo išsiaiškinta anksčiau, modifikuotas VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį, pasak teorijos, geriau įvertina kriptovaliutų patiriamą riziką, todėl rizikos identifikavimui naudojamas šis VaR. Iš pradžių kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio prototipe panaudojant ankstesnėje dalyje surastą geriausiai duomenims tinkantį GARCH modelį, prognozuojamas volatilumas vienam mėnesiui į priekį (ankstesnėje dalyje volatilumas buvo prognozuojamas vienam laikotarpiui į priekį). Tuomet pagal prognozuojamas volatilumo reikšmes, anksčiau aprašytu metodu, apskaičiuojamos visam mėnesiui prognozuojamos dienos VaR reikšmės. Tuomet modelis patikrina, ar paskutinė pagal prognozuojamą volatilumą apskaičiuota VaR reikšmė yra didesnė nei prieš tai apskaičiuota modifikuota VaR reikšmė. Tuo atveju, jei prognozuojama paskutinė VaR reikšmė yra didesnė, modelis identifikuoja galimą rizikos padidėjimą ateityje ir rekomenduoja apdrausti turimą kriptovaliutą nuo galimų kainų svyravimų/nuostolių, todėl yra išspausdinamas sakiny: „Paskutinis VaR yra didesnis nei var_garch. Rizika

padidėjo“. Tuo atveju jei paskutinė apskaičiuota VaR reikšmė pagal prognozuojamą volatilumą yra mažesnė nei ankstesnėje dalyje apskaičiuota VaR reikšmė, modelis į ekraną išveda sakinį, kuris identifikuoja, kad rizika nėra padidėjusi, todėl apsidraudimo strategijos taikyti nereikia: „Paskutinis VaR yra mažesnis nei var_garch. Rizika sumažėjo“. Tuo atveju jei pagal prognozuojamą volatilumą apskaičiuota paskutinė VaR reikšmė yra tokia pati kaip ir ankstesnėje dalyje apskaičiuota VaR reikšmė, sistema identifikuoja, kad nėra fiksuojamas rizikos pasikeitimas, o apsidraudimo strategijos taikyti nereikia. Šiuo atveju į ekraną išvedamas sakiny: „Paskutinis VaR yra lygus ankstesniam VaR. Rizika nepasikeitė“. Taip pat svarbu paminėti, kad investuotojas, atsižvelgdamas į savo rizikos toleraciją, gali pats pasirinkti, kiek padidėjus rizikai jis taiko apsidraudimo strategiją

Tuo atveju jei identifikuojamas rizikos padidėjimas pagal modifikuotą VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį, kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones prototipe yra atliekama apsidraudimo strategija. Apsidraudimo strategija kuriamame kriptovaliutų kainų pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio prototipe įgyvendinama naudojant Bitcoin ateities sandorių, kurie yra priskiriami prie išvestinių finansinių priemonių, duomenis, kadangi ateities sandorių kontraktai yra priešinga pozicija kriptovalutos turėjimui. Naudojama būtent ši išvestinė finansinė priemonė, kadangi mokslinės literatūros analizės metu buvo išsiaiškinta, kad ji yra efektyviausia norint apsaugoti investiciją į kriptovaliutą ir sumažinti patiriamą riziką. Norint atlikti apsidraudimo strategiją, pirmiausia iš Binance internetinės platformos paimami kainų duomenys, kurie bus naudojami patiriamos kainos pokyčio rizikos apdraudimui. Duomenys yra paimami ir sutvarkomi tuo pačiu būdu kaip ir anksčiau aprašytas kriptovaliutų kainų duomenų paėmimas iš Binance (duomenys paimami naudojant api key ir secret key, naudojamos tik close kainos, patikrinama, ar nėra tuščių reikšmių).

Prieš atliekant apsidraudimo strategiją naudojant Bitcoin ateities sandorius, kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones prototipe yra apskaičiuojamas nagrinėjamos kriptovaliutos ir Bitcoin ateities sandorių koreliacijos koeficientas. Mokslinės literatūros analizės metu buvo nustatyta, kad apsidraudimas naudojant šia išvestinę finansinę priemonę yra efektyvus tuo atveju, jei tarp kriptovaliutos ir Bitcoin ateities sandorių egzistuoja koreliacija – abu kintamieji kinta ta pačia kryptimi ir panašiu tempu. Koreliacijai apskaičiuoti yra naudojama python programavimo kalboje esanti corr() funkcija. Kuo koreliacijos koeficiento reikšmė yra artimesnė 1, tuo laiko eilutės turi didesnę koreliaciją (tuo panašiau kinta), o teigiama reikšmė parodo, kad abi laiko eilutės kinta ta pačia kryptimi (abi juda į teigiamą pusę arba abi juda į neigiamą pusę). Jei gautas koreliacijos koeficientas yra didesnis nei 0,7, laikoma, kad tarp laiko eilučių egzistuoja stipri koreliacija, todėl Bitcoin

ateities sandoriai yra tinkama išvestinė finansinė priemonė kriptovaliutos apsidraudimo strategijos taikymui.

Kriptovaliutos kainos pokyčio rizikos valdyme panaudojant išvestinę finansinę priemonę (Bitcoin ateities sandorius) imituojama situacija, kad investuotojas investuoja tam tikrą pinigų sumą į kriptovaliutą (pvz.: 10 000 eur.). Mokslinėje literatūroje teigiama, kad investuotojas turėtų apsaugoti bent 20% investuoto kapitalo, todėl modelio prototipe imituojama situacija, kad investuotojas papildomai investuoja 20% turimų kriptovaliutų vertės į Bitcoin ateities sandorius (pvz.: jei į kriptovaliutą investuota 10 000 eur., tai į Bitcoin ateities sandorius investuojami papildomi 2 000 eur.). Kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones prototipe taip pat yra įvertinami ir transakcijų kaštai. Kadangi duomenys naudojami iš Binance internetinio puslapio, todėl naudojamas ir Binance platformoje taikomas transakcijų mokesčių dydis – 0,04% nuo investicijos vertės. Vertinant portfelius būtina įvertinti ir transakcijų kaštus, kadangi tai sumažina portfelio pelningumą ir gali daryti reikšmingą įtaką vertinant kuris portfelis efektyvesnis – tas, kuriame naudojama apsidraudimo strategija su Bitcoin ateities sandoriais, ar tas, kuriame nėra naudojama jokia apsidraudimo strategija. Transakcijų mokestis yra taikomas tiek perkant, tiek parduodant kriptovaliutą ir apsidraudimui naudojama išvestinė finansinė priemonė. Modelyje yra apskaičiuojamos abiejų portfelių reikšmės kiekvienai dienai, kurios parodo, kaip kinta abiejų portfelių vertė laikui bėgant.

Toliau yra atliekamas apsidraudimo strategijos efektyvumo skaičiavimas/ vertinimas panaudojant tris rizikos vertinimo matus – pelningumą, standartinį nuokrypį ir Sharpe'o koeficientą. Abejims portfeliams (Tiek nenaudojant apsidraudimo strategijos, tiek naudojant apsidraudimo strategiją) yra apskaičiuojami rizikos vertino rodikliai. Tai suteikia galimybę abu portfelius palyginti tarpusavyje ir matyti, ar portfelis, kuriame buvo taikoma apsidraudimo strategija panaudojant Bitcoin ateities sandorius, yra pelningesnis, kainos mažiau varijuoja ir papildomai gaunamas pelnas už kiekvieną papildomai prisiimamą rizikos vienetą yra didesnis nei portfelyje, kuriame nėra naudojama apsidraudimo strategija. Palyginus šiuos rodiklius tarpusavyje, galima matyti argumentuotas išvadas, ar apsidraudimo strategija buvo efektyvi ir pasiteisino.

Pirmasis rodiklis, kuris yra apskaičiuojamas kriptovaliutos kainos pokyčio rizikos valdymo metodo efektyvumui vertinti yra pelningumas. Norint gauti šį rodiklį yra naudojama formulė, kuri skaičiuoja procentinę kainos pokytį visam vieno mėnesio laikotarpiui (kiek kaina padidėjo arba sumažėjo paskutinę dieną lyginant su pirma laikotarpio diena). Ši formulė leidžia pamatyti, kiek padidėjo kriptovaliutos investicija per analizuojamą vieno mėnesio laikotarpį, atsižvelgiant į kainų duomenis. Jei portfelis, kuriame yra naudojama apsidraudimo strategija, generuoja didesnę pelną arba mažesnius

nuostolius nei portfelis, kuriame nėra naudojama apsidraudimo strategija, galima preliminariai teigti, kad apsidraudimo strategija buvo efektyvi, kadangi padėjo padidinti pelną arba sumažinti patiriamus nuostolius. Pelningumo formulė yra pateikta žemiau (13 formulė):

$$MAR = (P_t / P_{t-1}) - 1, \quad (13)$$

čia MAR – pelningumas

P_t – Kaina t -ajame laikotarpyje

P_{t-1} – Kaina ankstesniame laikotarpyje

Toliau skaičiuojamas metinis standartinis nuokrypis, kuris dažnai dar yra vadinamas volatilumu. Šis rizikos vertinimo rodiklis nors ir yra paprastas ir nesudėtingai apskaičiuojamas, yra laikomas vienu iš pagrindinių rodiklių, vertinant aktyvų kainų pokyčių riziką. Kripto valiutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio prototipe taikant išvestines finansines priemones yra skaičiuojamas mėnesinis standartinis nuokrypis parodo, kiek vidutiniškai kripto valiutos kaina nukrypsta nuo savo vidurkio per mėnesį. Kuo didesnis standartinis nuokrypis, tuo didesni ir dažnesni kainų svyravimai, o tai reiškia didesnę investavimo riziką investuotojui. Kitaip tariant, kuo didesnis volatilumas, tuo labiau kripto valiutos kaina gali svyruoti tiek aukštyn, tiek žemyn per trumpą laikotarpį. Investuotojams paprastai patrauklesnės kripto valiutos su mažesniu metiniu standartiniu nuokrypiu, nes jos yra stabilesnės ir dėl šios priežasties mažiau rizikingos. Tačiau taip pat svarbu nepamiršti, kad mažesnis standartinis nuokrypis dažnai reiškia ir mažesnę potencialų pelną (kadangi, kaip buvo išnagrinėta mokslinės literatūros metu, kuo didesnė rizika, tuo didesnis laukiamas pelnas ir atvirkščiai). Standartiniam nuokrypiui apskaičiuoti naudojama formulė yra parašyta žemiau (14 formulė):

$$\sigma_t = \sigma(r_t) * \sqrt{N} \quad (14)$$

čia σ – standartinis nuokrypis (volatilumas)

r_t – logaritminė grąža laikotarpiui t

t – laikotarpis

N – laikotarpių skaičius

Svarbu paminėti, kad formulėje naudojamos ne absoliučios reikšmės, o logaritmuotos reikšmės, kadangi jos geriau atspindi kainų svyravimo kitimus bėgant laikui (volatiliškumą) bei yra lengviau interpretuojamos, nes nepriklauso nuo pradinės kainos reikšmės. Formulėje iš pradžių yra panaudojama

python programinėje kalboje esanti std formulė standartinio nuokrypio skaičiavimui (t.y., kiek vidutiniškai kiekvienas duomenų taškas nutolęs nuo vidurkio. Šiuo atveju, kiek vidutiniškai kaina svyruoja nuo vidutinės vertės per laikotarpį). Kadangi norima apskaičiuoti mėnesinį standartinį nuokrypį, o ne dieninį, apskaičiuotos reikšmės yra padauginamos iš 22 (apytikslis prekybos dienų skaičiaus per mėnesį) kvadratinės šaknies. Norint vartotojui parodyti ne 22 reikšmes, o vieną reikšmę, kurią jis galėtų naudoti rizikos įvertinimui ir portfelių palyginimui. Tokia pat formulė yra parašoma tiek portfelio, kuriame naudojamas apsidraudimas, tiek portfelio, kuriame nenaudojamas apsidraudimas, standartinio nuokrypio skaičiavimui. Jei portfelio, kuriame naudojama apsidraudimo strategija taikant išvestinę finansinę priemonę, standartinis nuokrypis yra mažesnis nei portfelio, kuriame netaikoma apsidraudimo strategija, galima daryti išvadą, kad apsidraudimas buvo efektyvus, kadangi buvo sumažinta patiriama kainos pokyčio rizika (sumažintas volatilumas).

Paskutinis kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones prototipe skaičiuojamas rodiklis skirtas palyginti portfeliams tarpusavyje ir nustatyti, kuris iš jų yra efektyvesnis, yra Sharpe'o rodiklis. Sharpe'o rodiklis yra labai svarbus finansų analizės įrankis, naudojamas investicijų efektyvumui įvertinti. Jis parodo, kiek papildomos grąžos investuotojas gauna už prisiimtą papildomą riziką, palyginti su investicija, kuri neturi rizikos (pvz., valstybės obligacijomis). Kuo didesnis Sharpe'o rodiklis, tuo patrauklesnė investicija investuotojui, nes ji generuoja didesnę grąžą, atsižvelgiant į prisiimtą riziką. Šis rodiklis skaičiuojamas dalijant perteklinę grąžą (investicijos grąžą atėmus be rizikos normą) iš aktyvo volatilumo (standartinio nuokrypio). Volatilumas matuoja kainų svyravimus ir yra laikomas rizikos matu. Taigi, Sharpe'o rodiklis iš esmės parodo, kiek papildomos grąžos investuotojas gauna už kiekvieną papildomą rizikos vienetą. Investuotojams paprastai patrauklesnės investicijos su didesniu Sharpe'o rodikliu, nes jos siūlo geresnį grąžos ir rizikos santykį. Sharpe'o rodikliui modelio prototipe apskaičiuoti naudojama formulė yra pateikta žemiau (14 formulė):

$$\text{Sharpe Ratio} = (R - R_f) / \sigma, \quad (14)$$

čia R – Investicijos grąža

R_f – Be rizikos norma (risk-free rate)

σ – Standartinis nuokrypis

Formulėje pirmiausia yra atliekamas logaritminių grąžų apskaičiavimas. Pasirinkta Sharpe'o rodiklio skaičiavimui naudoti ne kainų duomenis, o logaritmuotas kainų grąžas, kadangi, pasak mokslinių

šaltinių, logaritmai padeda stabilizuoti labai didelius arba labai mažus procentinius pokyčius. Pavyzdžiui, jei akcijos kaina padvigubėja, o paskui perpus sumažėja, paprasti procentiniai pokyčiai neatspindės šių svyravimų simetriškai, o naudojami logaritmai padeda šią problemą išspręsti. Taip pat patartina naudoti logaritmus, kadangi daugelis finansinių modelių remiasi prielaida, kad grąžos yra normaliai pasiskirstę, o būtent logaritminės grąžos dažniau atitinka šią prielaidą nei paprastos grąžos. Pradžioje yra apskaičiuojamos logaritminės grąžos kiekvienam laikotarpiui (naudojant natūralųjį logaritmą), tuomet apskaičiuojama vidutinė logaritminė grąža. Taip pagal anksčiau aprašytą metinio standartinio nuokrypio formulę, yra apskaičiuojamas ir metinis standartinis nuokrypis logaritmuotoms reikšmėms. Turint apskaičiuotus šiuos rodiklius, pradedamas Sharpe'o rodiklio skaičiavimas. Šiam rodikliui apskaičiuoti yra reikalinga nerizikinga palūkanų norma. Moksliniuose šaltiniuose rašoma, kad tokiems skaičiavimams (tiek naudojant kriptografinės valiutas, tiek kitus aktyvus) geriausiai tinkanti ir dažniausiai naudojama yra JAV 10 metų valstybės obligacijų palūkanų norma. Tokį nerizikingos palūkanų normos parinkimą lemia, kad JAV 10 metų valstybės obligacijos yra laikomos vienu saugiausių ir likvidžiausių finansinių instrumentų pasaulyje. Jų palūkanų norma yra palyginti stabili ir mažiau svyruoja nei kitų investicijų, todėl ją galima naudoti kaip patikimą atskaitos tašką. Skaičiuojant Sharp'o rodiklį pirmiausia apskaičiuojama perteklinė grąža – skirtumas tarp vidutinės grąžos ir nerizikingos palūkanų normos (RFR). Tuomet gautas skirtumas yra padalinamas iš anksčiau apskaičiuoto standartinio nuokrypio ir gaunamas Sharpe'o rodiklis investicijos efektyvumui įvertinti. Apskaičiavus Sharpe'o rodiklius portfeliui, kuriame nenaudojamas apsidraudimas jokia priemone, ir portfeliui, kuriame naudojamas apsidraudimas taikant išvestinę finansinę priemonę – Bitcoin ateities sandorius, galima juos palyginti tarpusavyje ir daryti išvadas, kuris portfelis buvo efektyvesnis. Jei portfelio, kuriame naudojamas apsidraudimas panaudojant Bitcoin ateities sandorius, turi didesnį apskaičiuotą Sharpe'o rodiklį nei portfelis, kuriame nėra naudojama apsidraudimo strategija, galima daryti išvadą, kad apsidraudimas buvo efektyvus ir portfelis su apsidraudimu generuoja daugiau grąžos už kiekvieną papildomai prisiimtą rizikos vienetą.

Taigi, mokslinės literatūros analizės metu rastai problemai spręsti siūloma sukurti kritovaliutos kainos pokyčio rizikai vertinti ir valdyti taikant išvestines finansines priemones skirtą modelio prototipą, kuriame įvertinamas ir naudojamas ne tradicinis rizikos vertinimo rodiklis (pvz., Sharpe'o rodiklis, Beta koeficientas) bet modifikuotas VaR rodiklis, kurio skaičiavimui yra panaudojamas geriausiai analizuojamiems duomenims tinkantis GARCH modelis. Šis patobulintas rodiklis, remiantis moksliniais šaltiniais, turėtų geriau ir tiksliau įvertinti kritovaliutų patiriamą riziką, kadangi šiam aktyvui yra būdingi itin dideli kainų svyravimai. Taip pat panaudojant geriausiai duomenims tinkantį GARCH

modelį yra prognozuojamos volatilumo reikšmės vieno mėnesio laikotarpiui ir pagal jas apskaičiuojami VaR rodikliai. Jei prognozuojamas VaR paskutinei prognozuojamo mėnesio dienai yra didesnis nei dabartinis, laikoma, kad prognozuojamas rizikos padidėjimas ateityje, todėl reikia valdyti riziką. Norint suvaldyti patiriamą riziką (sumažinti galimus patirti nuostolius) yra naudojama apsidraudimo strategija taikant išvestinę finansinę priemonę – Bitcoin ateities sandorius. Visi pagrindiniai ir svarbiausius rezultatus suteikiantys kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestines finansines priemones prototipe apskaičiuojami rodikliai yra pateikti bei aprašyti žemiau esančioje 3 lentelėje.

3 lentelė

Modelyje skaičiuojami rodikliai

Rodiklis	Apibūdinimas	Reikšmės interpretavimas
Modifikuotas VaR	Rodiklis, parodantis didžiausią potencialų nuostolį per tam tikrą laikotarpį ir su tam tikru pasitikėjimo lygiu.	Mažesnė reikšmė rodo mažesnę riziką (mažesnius didžiausius galimus patirti nuostolius).
Pelningumas	Pelningumas tai rodiklis, parodantis, kiek vidutiniškai investuotojas uždirba per laikotarpį.	Didesnis rodiklis reiškia didesnį pelningumą ir didesnę riziką.
Standartinis nuokrypis	Rodiklis, parodantis, kiek investicijų grąža svyruoja nuo vidurkio.	Didesnis standartinis nuokrypis reiškia didesnę riziką.
Sharpe'o rodiklis	Rodiklis parodo rizikos atlygį, t.y., kiek papildomos grąžos investuotojas gauna už prisiimtą papildomą riziką.	Kuo didesnė rodiklio reikšmė, tuo patrauklesnė investicija.

Šaltinis: sudaryta autorės.

Kuriamas kriptovaliutos kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio taikant išvestinę finansinę priemonę prototipas realizuojama panaudojant python programavimo kalbą. Šis modelis naudoja automatizuotą metodą kainų duomenų surinkimui iš Binance platformos – nereikia duomenų rankiniu būdu įsikelti iš CSV ar kitų duomenų šaltinių. Dėl šios priežasties yra užtikrinamas ne tik patogesnis, bet ir efektyvesnis/ greitesnis duomenų gavimas bei sumažinama žmoniškųjų klaidų tikimybė. Taip pat paleidus python programavimo aplinkoje parašytą kodą, apskaičiuojama kriptovaliutos patiriama kainos pokyčio rizika patobulintu metodu bei prognozuojama rizika vieno mėnesio laikotarpiui, o identifikavus galimą rizikos padidėjimą ateityje, pasiūloma apsidraudimo strategija. Visi rezultatai yra išvedami į vartotojui patogią formą (lenteles, grafikus), todėl rizikos analizavimas ir valdymas yra daug greitesnis nei skaičiuojant kiekvieną rodiklį atskirai/ rankiniu būdu.

3. KRIPTOVALIUTŲ KAINOS POKYČIO RIZIKOS VERTINIMO IR VALDYMO MODELIO EKSPERIMENTAS

Šiame skyriuje bus atliekamas kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio eksperimentas. Bus atliekamas tyrimas, kuris parodys kas geriau įvertina riziką – standartinis VaR ar modifikuotas VaR panaudojant GARCH modelį. Išsiaiškinus, ar modifikuotas VaR geriau įvertina kriptovaliutos riziką (didžiausius galimus patirti nuostolius), toliau kriptovaliutos duomenys bus praktiškai pritaikomi rizikos valdymo modelio prototipui pagal metodologijoje aprašytus metodus ir formules bei aprašomi gauti rezultatai – ar siūlomas kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modelio prototipas panaudojant išvestines finansines priemones sumažina investicinio portfelio patiriamą riziką.

3.1. Eksperimento objektas

Eksperimentui atlikti bus reikalingi kriptovaliutų ir naudojamos išvestinės finansinės priemonės (ateities sandorio) duomenys. Pasirenkama naudoti keturių didžiausių kapitalizaciją turinčių kriptovaliutų duomenis – Bitcoin, Ethereum, Solana ir BNB. Visos šios kriptovaliutos bendrai sudaro didžiausią dalį kriptovaliutų rinkos (apie 75% visos kriptovaliutų rinkos), todėl parodys, kaip sukurtas kriptovaliutų rizikos vertinimo ir valdymo modelis yra tinkamas kriptovaliutų rinkai (ar tiksliau įvertina ir valdo visų didžiausių kapitalizaciją turinčių kriptovaliutų riziką). VaR eksperimentui atlikti pasirenkama naudoti visų kriptovaliutų kainų duomenis išreikštus JAV doleriais (USD), reikšmės bus skaičiuojamos nuo 2023-07-01 iki 2024-06-30. Dėl šios priežasties VaR eksperimentui bus reikalingi duomenys nuo 2022-07-01 iki 2024-06-30, kadangi vieno VaR skaičiavimui bus naudojami vienerių metų – 252 dienų istoriniai duomenys. Kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos valdymo panaudojant išvestines finansines priemones eksperimentui atlikti bus naudojami taip pat to paties laikotarpio duomenys ir naudojantis jais, prognozuojamas volatilumas ateinančiam mėnesiui bei pagal jį apskaičiuojamos VaR reikšmės. Dėl šios priežasties testavimui taip pat bus reikalingi ir visų naudojamų kriptovaliutų 2024 metų 7 mėnesio duomenys – įvertinti, ar portfelis rizikingesnis su apsidraudimu ar be apsidraudimo. Taip pat modelio prototipe yra naudojami ir Bitcoin Futures (ateities sandorio) duomenys, kurie yra skirti apdrausti investiciją. Šie duomenys taip pat bus paimami to paties laikotarpio (2024 m. 7 mėn.). Visų kriptovaliutų kainų ir ateities sandorių (Bitcoin Futures) duomenys yra automatiškai paimami iš Binance platformos. Taip pat labai svarbu pabrėžti, kad yra naudojami dieniniai duomenys ir tik darbo dienų. Taigi, eksperimentui atlikti bus naudojami 4 didžiausią kapitalizaciją turinčių kriptovaliutų

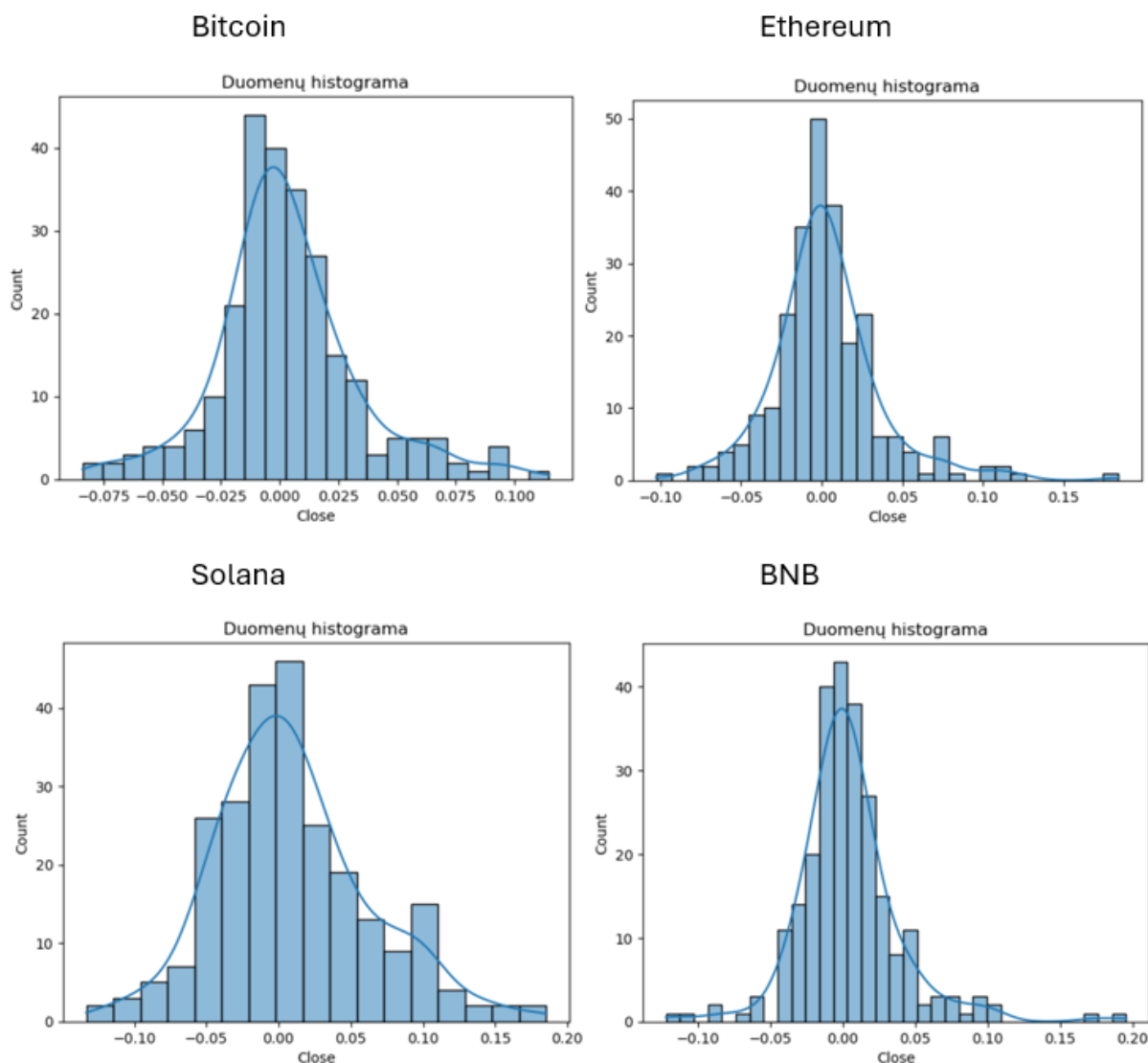
(Bitcoin, Ethereum, Solana ir BNB) kainų duomenys, kurios yra išreikštos JAV doleriais bei apsidraudimui skirto ateities sandorio (Bitcoin Futures) kainos išreikštos doleriais. Analizuojamo laikotarpio (nuo 2023-07-01 iki 2024-06-30) dieniniai kriptovaliutų kainų duomenys yra pateikti 1 priede.

3.2. Standartinio VaR ir modifikuoto VaR eksperimentas

Prieš kuriant kriptovaliutų kainų pokyčio rizikos vertinimo modelį, kuriame naudojamas modifikuotas VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį, svarbu įsitikinti, kad šis VaR skaičiavimo metodas yra tikrai geresnis bei tiksliau parodantis patiriamą riziką nei standartinis VaR. Tyrimui naudojami tie patys duomenys, kurie bus naudojami ir modelio prototipo išbandymo metu – kriptovaliutos kaina išreikšta JAV doleriais nuo 2023-07-01 iki 2024-06-30. Visoms 4 didžiausią kapitalizaciją turinčioms kriptovaliutoms (Bitcoin, Ethereum, Solana ir BNB) bus apskaičiuojami modifikuoti VaR ir standartiniai VaR bei palyginama, kuris mažiau kartų viršijo faktines nuostolių reikšmes. Norint gauti reprezentatyvius rezultatus abiem VaR apskaičiuoti naudojamas tas pats laikotarpis ir tas pats pasitikėjimo lygis – 95% (naudojama standartinė pasitikėjimo reikšmė).

Python kodas, skirtas standartinio VaR ir modifikuoto VaR palyginimui yra parašytas 2 priede. Iš kodo galima matyti, kad python programavimo kalboje pirmiausia parašomas kodas, kuris paima duomenis iš Binance platformos. Tuomet parašomas kodas, kuris apskaičiuoja standartinį VaR rodiklį ir metodologijos dalyje aprašytą modifikuoto VaR skaičiavimo būdą prieš tai panaudojant GARCH modelį. Taip pat parašoma kodo dalis, kuri palygina, kuris iš apskaičiuotų VaR buvo tikslesnis – mažiau kartų viršijo faktinę patiriamą kriptovaliutos nuostolių reikšmę.

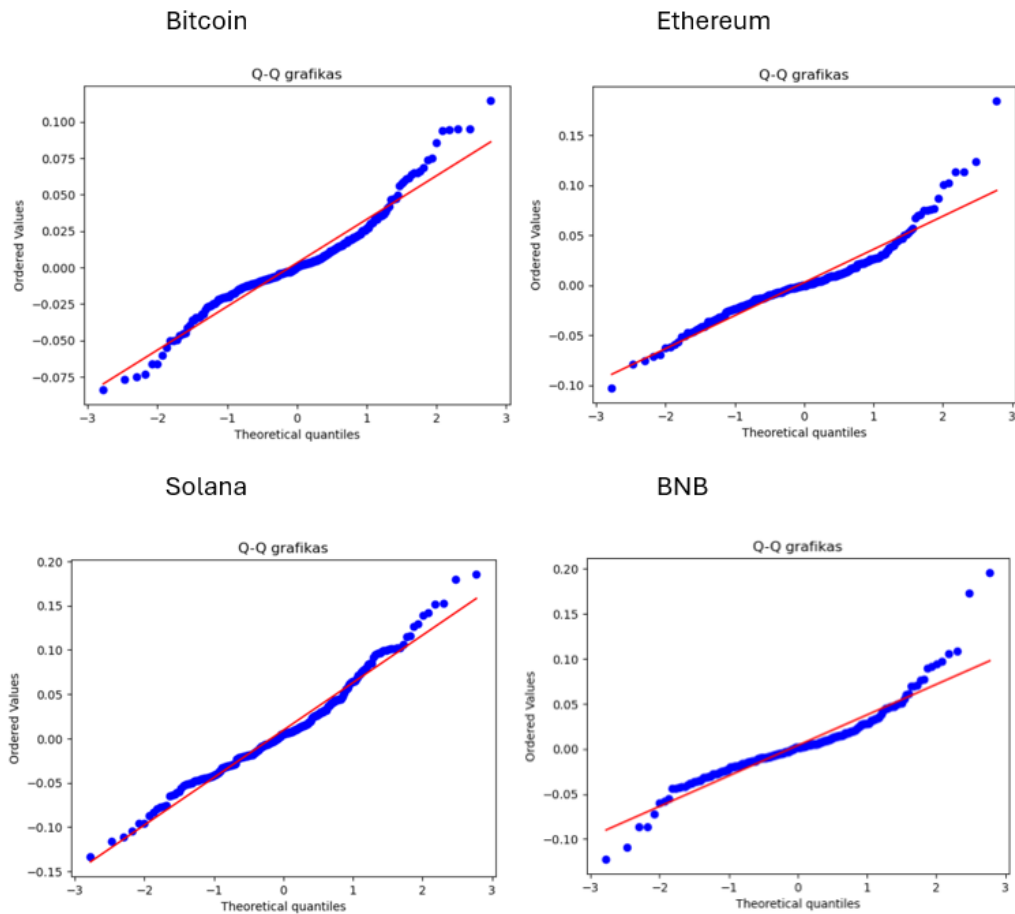
GARCH modelio taikymas turi keletą reikalavimų – duomenys turi atitikti du kriterijus: būti pasiskirstę pagal normalųjį skirstinį bei atitikti stacionarumo kriterijų. Norint atlikti šiuos patikrinimus python programavimo kalboje yra parašomas kodas, kuris išveda grafikus ir rezultatus, kurie leidžia suprasti, ar naudojami duomenys atitinka kriterijus. Pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį kriterijus patikrinamas naudojant histogramas (atitinkant pasiskirstymą pagal normalųjį skirstinį grafikas turėtų būti varpo formos) ir Q-Q grafikus (atitinkant pasiskirstymą pagal normalųjį skirstinį, taškai turėtų būti ant tiesės). Pirmiausia pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį vertinimas yra atliekamas naudojant visų kriptovaliutų histogramų duomenis. Python kodo išvedami histogramų grafikai yra pateikti žemiau esančiame 8 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

8 pav. Kriptovaliutų kainų pokyčių duomenų histogramos

Iš aukščiau pateikto 8 paveikslą galima matyti, kad visose histogramose duomenys yra išsidėstę pagal varpo formą, todėl preliminariai galima daryti išvadą, kad naudojami kriptovaliutų kainų pokyčių duomenys yra pasiskirstę pagal normalųjį skirstinį, todėl yra tinkami GARCH modelio kūrimui. Žemiau esančiame 9 paveiksle yra pateikti Q-Q grafikai, kurie taip pat padės priimti sprendimą dėl duomenų pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį.



Šaltinis: sudaryta autorės.

9 pav. Kriptovaliutų kainų pokyčių duomenų Q-Q grafikai

Iš aukščiau esančiame 9 paveiksle pateiktų Q-Q grafikų galima matyti, kad didžioji dalis analizuojamų kriptovaliutų kainų pokyčių duomenų taškų yra išsidėstę ant tiesės arba arti tiesės. Tai patvirtina preliminarūs histogramų gautus rezultatus, kad duomenys atitinka pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį kriterijų, todėl yra tinkami GARCH modelio kūrimui. Žemiau esančioje 4 lentelėje yra pateikti Skewness ir Kurtosis rodikliai, kurie padeda įvertinti, ar duomenys yra pasiskirstę pagal normalųjį skirstinį.

4 lentelė

Pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį įvertinimas

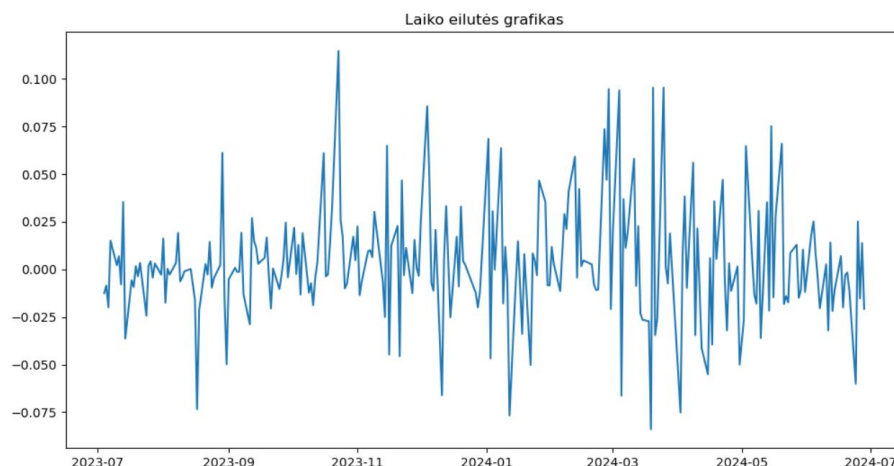
Rodiklis	Bitcoin	Ethereum	Solana	BNB
Skewness	0.55	1.07	0.51	1.11
Kurtosis	4.73	7.24	3.53	8.89

Šaltinis: sudaryta autorės.

Iš aukščiau pateiktos 4 lentelės galima matyti, kad visų analizuojamų kriptovaliutų Skewness rodikliai yra šiek tiek didesni nei 0 – reiškia, kad duomenys yra šiek tiek pasislinkę ir ne visiškai atitinka normalųjį skirstinį. Kurtosis reikšmės (>3) taip pat atskleidžia, kad duomenys nėra idealiai pasiskirstę

pagal normalųjį skirstinį, tačiau svarbu pabrėžti, kad net ir nesant idealiam pasiskirstymui pagal normalųjį skirstinį, galima rasti duomenims tinkantį GARCH modelį, todėl nors ši sąlyga ir nėra visiškai tenkinama, tačiau vis tiek galima rasti reikšminį GARCH modelį.

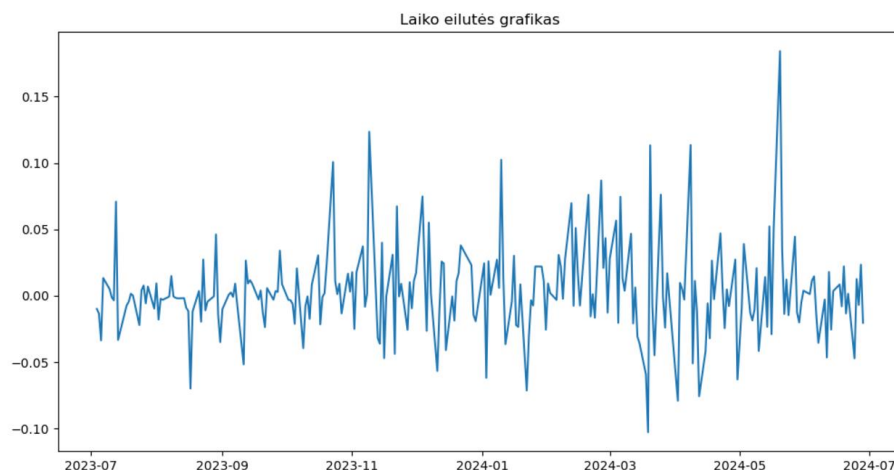
Stacionarumo kriterijui patikrinti pirmiausia yra naudojami laiko eilutės grafikai, iš kurių galima daryti preliminarias išvadas apie duomenų stacionarumą. Python kodo išvedamas Bitcoin kriptovaliutos kainų pokyčių duomenų grafikas yra pateiktas žemiau esančiame 10 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

10 pav. Bitcoin kainų pokyčių laiko eilutė

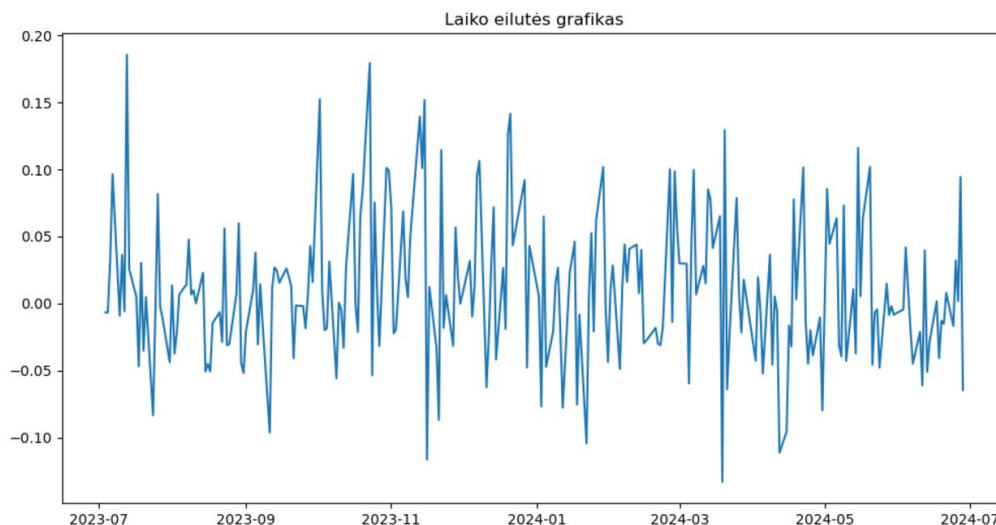
Iš aukščiau pateikto 10 paveikslo galima matyti, kad laiko eilutė kinta, tačiau reikšmės neturi nei didėjimo nei mažėjimo tendencijos – svyruoja padidėdamos ir pamažėdamos, tačiau svyruoja aplink vidurkį. Vizualiai stipraus trendo pastebėti negalima, todėl daroma preliminari išvada, kad laiko eilutė yra stacionari. Python kodo išvedamas Ethereum kriptovaliutos kainų pokyčių duomenų grafikas yra pateiktas žemiau esančiame 11 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

11 pav. Ethereum kainų pokyčių laiko eilutė

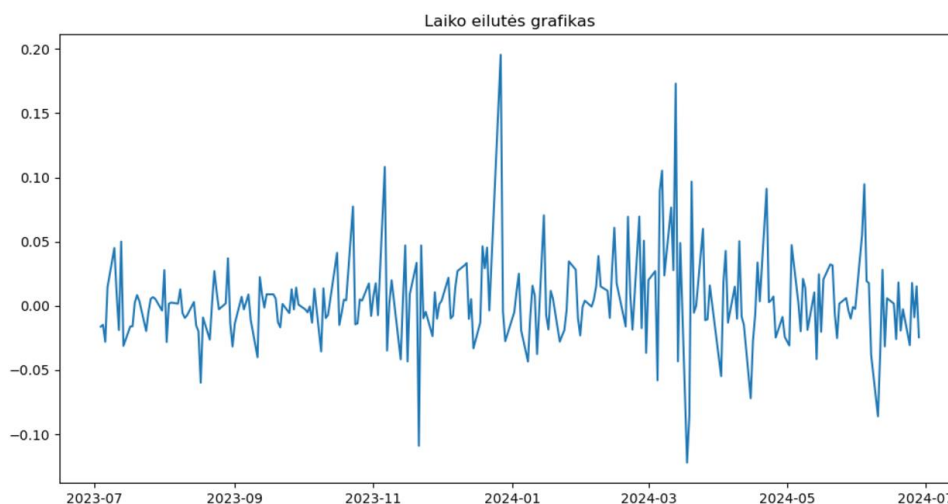
Iš aukščiau pateikto Ethereum kriptovaliutos kainų pokyčių grafiko galima matyti, kad laiko eilutės pokyčiai neturi nei didėjimo nei mažėjimo tendencijos – visais laikotarpiais kinta panašiai, todėl preliminariai galima daryti išvadą, kad duomenys atitinka stacionarumo kriterijų. Python kodo išvedamas Solana kriptovaliutos kainų pokyčių duomenų grafikas yra pateiktas žemiau esančiame 12 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

12 pav. Solana kainų pokyčių laiko eilutė

Iš aukščiau pateikto Solanos kainų duomenų pokyčio grafiko galima matyti, kad šios kriptovaliutos kainų pokyčiai taip pat neturi nei didėjimo nei mažėjimo tendencijos, todėl preliminariai galima daryti išvadą, kad laiko eilutė yra stacionari. Python kodo išvedamas BNB kriptovaliutos kainų pokyčių duomenų grafikas yra pateiktas žemiau esančiame 13 paveiksle.



Šaltinis: sudaryta autorės.

13 pav. BNB kainų pokyčių laiko eilutė

Iš aukščiau esančiame 13 paveiksle pateikto BNB kriptovaliutos kainų duomenų pokyčio grafiko galima matyti, kad laiko eilutė taip pat neturi nei didėjimo nei mažėjimo tendencijos, todėl preliminariai galima daryti išvadą, kad ir ši laiko eilutė yra stacionari. Įsitikinti, kad duomenys atitinka stacionarumo kriterijų padės ADF (Augmented Dickey-Fuller) testas, kuris parodo, ar laiko eilutės vidurkis ir dispersija yra pastovūs (tokia laiko eilutė yra laikoma stacionaria). Python programavimo kalba parašyto kodo išvedami rezultatai visoms analizuojamoms kriptovaliutoms yra pateikti žemiau esančioje 5 lentelėje.

5 lentelė

Duomenų stacionarumo tikrinimo įvertinimas

Rodiklis	Bitcoin reikšmė	Ethereum reikšmė	Solana reikšmė	BNB reikšmė
ADF Statistika	-7.953419	-7.702192	-10.025066	-16.53488
Tikimybė	0	0	0	0
Kritinė reikšmė: 1%	-3.457	-3.457	-3.457	-3.457
Kritinė reikšmė: 5%	-2.873	-2.873	-2.873	-2.873
Kritinė reikšmė: 10%	-2.573	-2.573	-2.573	-2.573

Šaltinis: sudaryta autorės.

Iš aukščiau pateiktos 5 lentelės su ADF testo rezultatais galima matyti, kad Bitcoin atveju ADF statistikos reikšmė yra lygi -7,953. Kritinės reikšmės yra lygios: 1% – -3,457, 5% – -2,873, 10% – -2,573, šios reikšmės yra didesnės nei apskaičiuota ADF statistikos reikšmė. Mažesnė ADF statistikos reikšmė parodo, kad duomenys atitinka stacionarumo kriterijų – laiko eilutės vidurkis ir dispersija išlieka pastovūs laikui bėgant. Tai reiškia, kad naudojami Bitcoin kainų pokyčių duomenys yra stacionarūs. Taip pat analizuojamų duomenų stacionarumą parodo ir tikimybės reikšmė (p-value), kuri yra mažesnė už 0,05. Nagrinėjant kitas kriptovaliutas taip pat galima matyti, kad kritinės reikšmės yra mažesnės nei ADF statistikos reikšmės, o tikimybė mažesnė nei 0,05, todėl patvirtinami preliminarūs rezultatai, kad laiko eilutės atitinka stacionarumo kriterijų. Taigi, atlikus duomenų atitikimo kriterijams (pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį ir stacionarumo) patikrinimą, nustatyta, kad visų kriptovaliutų kainų pokyčių duomenys dalinai atitinka pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį kriterijų (nors pasiskirstymas pagal normalųjį skirstinį nėra idealus, tačiau vis tiek galima rasti duomenims tinkančius GARCH modelius) ir pilnai atitinka stacionarumo kriterijų, todėl galima kurti GARCH modelius.

Norint apskaičiuoti GARCH VaR pirmiausia reikia išsiaiškinti, kuris GARCH modelis geriausiai tinka naudojamiems duomenims, todėl python aplinkoje sukuriamas kodas, kuris vykdo ciklus patikrindamas kiekvieno GARCH modelio tinkamumą turimiems kriptovaliutų duomenims. Pirmiausia yra sudaromi visi galimi GARCH modeliai, jų rezultatai išsaugomi, o tuomet modeliai yra palyginami tarpusavyje naudojant Akaike informacinį kriterijų (AIC). Naudojamas būtent Akaičės informacinis

kriterijus modeliams palyginti, kadangi tai yra vienas labiausiai paplitusių bei mokslininkų laikomas vienu patikimiausių ir tiksliausių palyginimo metodų. Šis kriterijus padeda rasti kompromisą tarp modelio tinkamumo duomenims ir jo sudėtingumo. Modelis, kurio Akaikės informacinis kriterijus yra pats mažiausias, yra tinkamiausias naudojamiems duomenims. Python kodas automatiškai išspausdina duomenims geriausiai tinkantį GARCH modelį. Toliau bus analizuojama, kodėl būtent šie GARCH modeliai yra tinkamiausi analizuojamo laikotarpio kriptovaliutų kainų duomenims. Akaikės informacinių kriterijų reikšmės skirtingoms kriptovaliutoms ir skirtingiems GARCH modeliams yra pateiktos žemiau esančioje 6 lentelėje.

6 lentelė

Akaikės informacinių kriterijų reikšmės

Kriptovaliuta	AIC reikšmė				Geriausias modelis
	(1, 1)	(1, 2)	(2, 1)	(2, 2)	
Bitcoin	-1054.24	-1052.18	-1048.84	-1047.98	(1, 1)
Ethereum	-989.19	-988.04	-995.98	-987.16	(2, 1)
Solana	-752.92	-750.92	-750.92	-748.92	(1, 1)
BNB	-989.28	-987.28	-988.18	-990.55	(2, 2)

Šaltinis: sudaryta autorės.

Iš anksčiau pateiktos 6 lentelės galima matyti, kad analizuojant Bitcoin kriptovaliutos kainų duomenis mažiausia Akaikės informacinio kriterijaus reikšmė yra gaunama naudojant (1, 1) GARCH modelį. Tai reiškia, kad būtent šis modelis yra geriausiai tinkamas naudojamo laikotarpio Bitcoin kainų duomenims. Nagrinėjant Ethereum kriptovaliutos kainų duomenis galima matyti, kad mažiausia Akaikės informacinio kriterijaus reikšmė gaunama naudojant (1, 2) GARCH modelį, todėl šis modelis yra tinkamiausias analizuojamo laikotarpio Ethereum kainų duomenims. Nagrinėjant Solanos kriptovaliutą, iš lentelės galima pastebėti, kad mažiausia Akaikės informacinio kriterijaus reikšmė gaunama su (1, 1) GARCH modeliu, todėl būtent šis modelis yra geriausiai tinkantis šiai kriptovaliutai analizuojamu laikotarpiu. Taip pat iš aukščiau pateiktos 5 lentelės galima matyti, kad BNB kriptovaliutos kainų duomenims nagrinėjamu laikotarpiu mažiausia Akaikės informacinio kriterijaus reikšmė gaunama naudojant (2, 2) GARCH modelį, todėl šis modelis yra tinkamiausias. Taigi, Bitcoin ir Solana kriptovaliutoms analizuojamu laikotarpiu geriausiai tinkantis yra (1, 1) GARCH modelis, Ethereum – (2, 1) modelis, o BNB – (2, 2) modelis. Žemiau esančiame 14 paveiksle yra pateiktos šių geriausių GARCH modelių įvertinimo proceso išklotinės.

Bitcoin (1, 1)

```

Iteration: 1, Func. Count: 6, Neg. LLF: 158281238.33212915
Iteration: 2, Func. Count: 17, Neg. LLF: 1181841.231296759
Iteration: 3, Func. Count: 29, Neg. LLF: 119542056.58219999
Iteration: 4, Func. Count: 41, Neg. LLF: -334.78894308750466
Iteration: 5, Func. Count: 53, Neg. LLF: 43236.17255630934
Iteration: 6, Func. Count: 63, Neg. LLF: 9184.964217160279
Iteration: 7, Func. Count: 70, Neg. LLF: -522.9561167784202
Iteration: 8, Func. Count: 76, Neg. LLF: -530.2588494143208
Iteration: 9, Func. Count: 81, Neg. LLF: -530.5101343999744
Iteration: 10, Func. Count: 87, Neg. LLF: -526.7087797358273
Iteration: 11, Func. Count: 93, Neg. LLF: -531.113203814683
Iteration: 12, Func. Count: 98, Neg. LLF: -531.1198543327451
Iteration: 13, Func. Count: 103, Neg. LLF: -531.1204794464697
Iteration: 14, Func. Count: 108, Neg. LLF: -531.1207118084141
Iteration: 15, Func. Count: 113, Neg. LLF: -531.1207476510796
Iteration: 16, Func. Count: 118, Neg. LLF: -531.1207482330645
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -531.1207482330645
Iterations: 17
Function evaluations: 118
Gradient evaluations: 16

```

Ethereum (1, 2)

```

Iteration: 1, Func. Count: 7, Neg. LLF: 1291794.9070722323
Iteration: 2, Func. Count: 19, Neg. LLF: 16565.89423938429
Iteration: 3, Func. Count: 30, Neg. LLF: 9514987.478622045
Iteration: 4, Func. Count: 42, Neg. LLF: 19257.736756678514
Iteration: 5, Func. Count: 54, Neg. LLF: 4334.185199911048
Iteration: 6, Func. Count: 65, Neg. LLF: 303542.4222398863
Iteration: 7, Func. Count: 77, Neg. LLF: 3906.9544780447613
Iteration: 8, Func. Count: 88, Neg. LLF: 19915.621276786358
Iteration: 9, Func. Count: 99, Neg. LLF: 5128.126832250923
Iteration: 10, Func. Count: 110, Neg. LLF: 2181.2300101641586
Iteration: 11, Func. Count: 121, Neg. LLF: 4609.509709165393
Iteration: 12, Func. Count: 130, Neg. LLF: -417.156835029777
Iteration: 13, Func. Count: 137, Neg. LLF: -419.4987794738056
Iteration: 14, Func. Count: 144, Neg. LLF: -419.2644286683544
Iteration: 15, Func. Count: 151, Neg. LLF: -501.35321037822246
Iteration: 16, Func. Count: 157, Neg. LLF: -415.0260067193459
Iteration: 17, Func. Count: 165, Neg. LLF: -502.9750789681096
Iteration: 18, Func. Count: 171, Neg. LLF: 8523230.168945348
Iteration: 19, Func. Count: 182, Neg. LLF: -502.9912955696327
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -502.9912955696327
Iterations: 23
Function evaluations: 182
Gradient evaluations: 19

```

Solana (1, 1)

```

Iteration: 1, Func. Count: 6, Neg. LLF: 3318620.9132965687
Iteration: 2, Func. Count: 16, Neg. LLF: 6647.227560285273
Iteration: 3, Func. Count: 23, Neg. LLF: -319.56152568233153
Iteration: 4, Func. Count: 31, Neg. LLF: -377.8138091083349
Iteration: 5, Func. Count: 37, Neg. LLF: -380.4584880172466
Iteration: 6, Func. Count: 42, Neg. LLF: -380.459867610954
Iteration: 7, Func. Count: 47, Neg. LLF: -380.46093193918495
Iteration: 8, Func. Count: 52, Neg. LLF: -380.46095604654175
Iteration: 9, Func. Count: 57, Neg. LLF: -380.4609707345413
Iteration: 10, Func. Count: 61, Neg. LLF: -380.46097072685257
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -380.4609707345413
Iterations: 10
Function evaluations: 61
Gradient evaluations: 10

```

BNB (2, 2)

```

Iteration: 1, Func. Count: 8, Neg. LLF: 1002831460.5835336
Iteration: 2, Func. Count: 21, Neg. LLF: -166.98666842066976
Iteration: 3, Func. Count: 32, Neg. LLF: -434.2705944510813
Iteration: 4, Func. Count: 40, Neg. LLF: -204.97615268587626
Iteration: 5, Func. Count: 49, Neg. LLF: -470.22280208065223
Iteration: 6, Func. Count: 57, Neg. LLF: -484.60744131370626
Iteration: 7, Func. Count: 65, Neg. LLF: -473.90058299040817
Iteration: 8, Func. Count: 74, Neg. LLF: -500.0017365684558
Iteration: 9, Func. Count: 83, Neg. LLF: -500.73031358067396
Iteration: 10, Func. Count: 90, Neg. LLF: -500.7481025577593
Iteration: 11, Func. Count: 97, Neg. LLF: -500.8269608704902
Iteration: 12, Func. Count: 104, Neg. LLF: -500.937761592435
Iteration: 13, Func. Count: 111, Neg. LLF: -501.0250230726058
Iteration: 14, Func. Count: 118, Neg. LLF: -501.2456242974663
Iteration: 15, Func. Count: 125, Neg. LLF: -501.2690294930472
Iteration: 16, Func. Count: 132, Neg. LLF: -501.26231061913626
Iteration: 17, Func. Count: 140, Neg. LLF: -501.2763596136238
Iteration: 18, Func. Count: 147, Neg. LLF: -501.2763975174182
Iteration: 19, Func. Count: 154, Neg. LLF: -501.2763989361636
Iteration: 20, Func. Count: 160, Neg. LLF: -501.27639893622353
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -501.2763989361636
Iterations: 20
Function evaluations: 160
Gradient evaluations: 20

```

Šaltinis: sudaryta autorės.

14 pav. Geriausių GARCH modelių pagal Akaikės informacinį kriterijų įvertinimo procesų išsklotinės

Iš aukščiau pateikto 14 paveikslo galima matyti, kad optimizavimo algoritmas Bitcoin atveju atliko 17 iteracijų norėdamas rasti geriausius šio modelio parametrus, Ethereum – 23, Solana – 10, BNB – 20. Func. Count parodo, kiek kartų buvo įvertinta modelių tikimybės funkcija kiekvienoje iteracijoje. Neg. LLF rodo neigiamos logaritminės tikimybės funkcijos (LLF) reikšmę kiekvienoje iteracijoje. Taip pat galima matyti, kad visais analizuojamais atvejais optimizavimo algoritmas sėkmingai sukonvergavo į optimalų sprendimą (Optimization terminated successfully). Current function value rodo galutinę neigiamos logaritminės tikimybės funkcijos reikšmę, kuri parodo, kaip gerai modeliai atitinka duomenis. Visi šie rezultatai rodo, kad GARCH modeliai buvo sėkmingai įvertinti ir turėjo mažiausią Net. LLF reikšmę iš visų analizuotų modelių (kitų analizuotų GARCH modelių įvertinimo procesų išsklotinės yra

pateiktos 3 priede). Taigi, modeliai gerai atitinka duomenis ir gali būti naudojami prognozavimui ir analizei (geriausių modelių išklotinės yra pateiktos 4 priede).

Suradus geriausiai visų analizuojamų kriptovaliutų duomenims tinkančius GARCH modelis, toliau galima atlikti standartinio VaR ir modifikuoto VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį palyginimus. Kaip jau minėta anksčiau, tam naudojamas python kodas, kuris apskaičiuoja abu rodiklius, yra pateiktas 1 priede. Kodas pirmiausia apskaičiuoja standartinį VaR, tuomet panaudoja geriausią GARCH modelį apskaičiuoti būsimą grąžos volatilumą vienam laikotarpiui į priekį bei atlieka modifikuoto VaR skaičiavimą. Apskaičiavus abu VaR rodiklius, atliekamas jų palyginimas – apskaičiuojama, kiek kartų abi VaR reikšmės viršino faktinius naudojamo laikotarpio kriptovaliutų nuostolius. Gauti rezultatai yra pateikiami 5 priede, susisteminti rezultatai – žemiau esančioje 7 lentelėje.

7 lentelė

Standartinių VaR ir modifikuotų VaR palyginimas

Kriptovaliuta	VaR	VaR reikšmė	Viršijimų skaičius	Modelio klaidų procentas
Bitcoin	Standartinis VaR	-0.045175	13	5%
	Modifikuotas VaR	-0.06067	6	2%
Ethereum	Standartinis VaR	-0.046736	13	5%
	Modifikuotas VaR	-0.070841	4	2%
Solana	Standartinis VaR	-0.064425	13	5%
	Modifikuotas VaR	-0.093598	6	2%
BNB	Standartinis VaR	-0.040816	13	5%
	Modifikuotas VaR	-0.043475	8	3%

Šaltinis: sudaryta autorės.

Iš lentelėje pateiktų rezultatų galima matyti, kad analizuojant Bitcoin kriptovaliutą standartinio VaR reikšmė yra lygi -0.045 – reiškia, kad pagal šį VaR rodiklį su 95% tikimybe galima teigti, kad naudojimų duomenų nuostoliai neturėtų būti didesni nei 4.5%. Modifikuotas VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį yra lygus -0,0607 – reiškia, kad pagal šį VaR rodiklį su 95% tikimybe galima teigti, kad naudojamo laikotarpio Bitcoin kainų duomenų nuostoliai neturėtų viršyti 6.1%. Patikrinus, kiek kartų apskaičiuotos VaR reikšmės viršino faktinius Bitcoin kainų nuostolius, gauti rezultatai parodo, kad standartinis VaR faktinius nuostolius viršino 13 kartų, o modifikuotas VaR 6 kartus. Kadangi naudojamas 252 dienų laikotarpis ir 95% pasitikėjimo lygis, VaR gali viršyti faktinius nuostolius 13 kartų $((100\% - 95\%) * 252)$. Iš lentelės galima matyti, kad abu VaR yra tinkami, nes faktinių nuostolių neviršino daugiau kartų nei leistina riba (modelio klaidų skaičius neviršija 5%), tačiau modifikuotas VaR tai darė mažiau

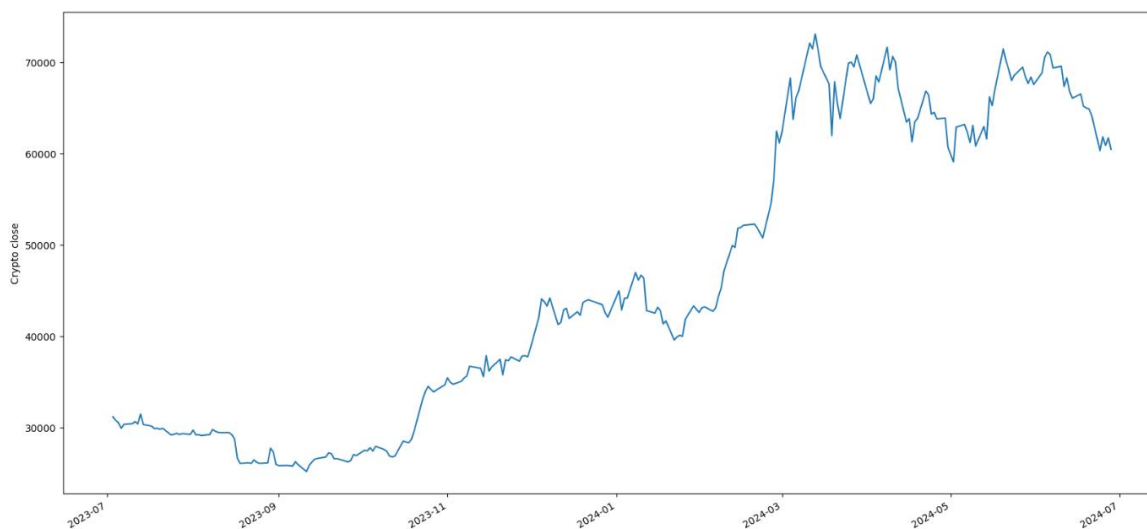
kartų. Iš to galima daryti išvadą, kad modifikuotas VaR geriau tinka kriptovaliutų rizikai vertinti, kadangi tiksliau įvertina didžiausius galimus patirti nuostolius (mažiau kartų viršyta faktinių nuostolių reikšmė) su tuo pačiu pasitikėjimo lygiu. Analogiški veiksmai yra atliekami ir su kitomis 3 didžiausią kapitalizaciją turinčiomis kriptovaliutomis – Ethereum, Solana ir BNB. Iš aukščiau pateiktos 7 lentelės galima matyti, kad visos standartinio VaR reikšmės yra mažesnės (didžiausi patiriami nuostoliai mažesni) nei modifikuoto VaR. Lyginant viršijimų reikšmes (kiek kartų apskaičiuota VaR reikšmė buvo didesnė nei faktiniai nuostoliai per analizuojamą laikotarpį) galima matyti, kad Ethereum atveju standartinis VaR faktinius nuostolius viršino 13 kartų, o modifikuotas – tik 4. Solanos atveju standartinis VaR nebuvo tikslus 13 atveju, modifikuotas – 6, o BNB atveju standartinis VaR taip pat 13 kartų, o modifikuotas – 8. Taigi, modifikuotas VaR 54% mažiau kartų viršina faktinius didžiausius nuostolius. Taip pat iš lentelėje esančių duomenų galima matyti, kad leistinos viršyti reikšmės ($((100\%-95\%)*252 = 13)$) nė karto neviršino nei standartinis VaR nei modifikuotas VaR, tačiau visais analizuojamais atvejais standartinis VaR pasiekė didžiausią galimą viršyti ribą – 13, o modifikuotas VaR buvo toliau nuo didžiausios galimos viršyti reikšmės, todėl patikimiau įvertino didžiausius galimus nuostolius.

Taigi, buvo atliktas standartinio VaR ir modifikuoto VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį palyginimas panaudojant 4 didžiausią kapitalizaciją rinkoje turinčias kriptovaliutas. Tyrimo metu išsiaiškinta, kad modifikuotas VaR geriau įvertina kriptovaliutų riziką, kadangi jo apskaičiuotos reikšmės 54% mažiau kartų viršina faktinius patiriamus nuostolius, todėl, kuriant kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo sistemą, geriau naudoti ne standartinį VaR, o prieš tai panaudoti GARCH modelį.

3.3. Rizikos valdymo modelio naudojant išvestines finansines priemones prototipo eksperimentas

Pagal metodologijos dalyje aprašytas formules ir metodus toliau bus atliekamas kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos valdymo modelio naudojant išvestines finansines priemones prototipo eksperimentas, kurio metu bus tikrinama, ar sukurtas metodas padeda suvaldyti patiriamą riziką. Modelyje yra naudojamas ne standartinis VaR, o modifikuotas VaR prieš tai panaudojant geriausiai duomenims tinkančius GARCH modelius, kadangi ankstesniame skyrelyje išsiaiškinta, kad toks skaičiavimo metodas tiksliau apskaičiuoja kriptovaliutų kainų pokyčių patiriamą riziką. Naudojant geriausiai duomenims tinkančius GARCH modelius bus prognozuojamas volatilumas vienam mėnesiui į priekį bei pagal šį prognozuotą volatilumą apskaičiuojamos VaR reikšmės kiekvienai dienai. Jei paskutinei mėnesio dienai prognozuojama VaR reikšmė yra didesnė nei analizuojamo laikotarpio VaR –

pradedama įgyvendinti apsidraudimo strategiją naudojant išvestinę finansinę priemonę – ateities sandorius Bitcoin valiuta. Svarbu paminėti, kad eksperimente siūloma taikyti apsidraudimo strategiją net jei rizika padidėja minimaliai, tačiau modelyje investuotojas gali pats pasirinkti nuo kokio rizikos padidėjimo taikyti apsidraudimo strategiją. Tuomet bus vertinama kriptovaliutos be apsidraudimo ir kriptovaliutos su apsidraudimu pelningumai ir patiriama rizika panaudojant Sharpe'o koeficientą. Pilnas metodo kodas parašytas python programavimo kalba yra pateiktas 5 priede. Paleidus kodą, gaunami rezultatai ir grafikai, pagal kuriuos investuotojas gali priimti pagrįstus investavimo sprendimus.

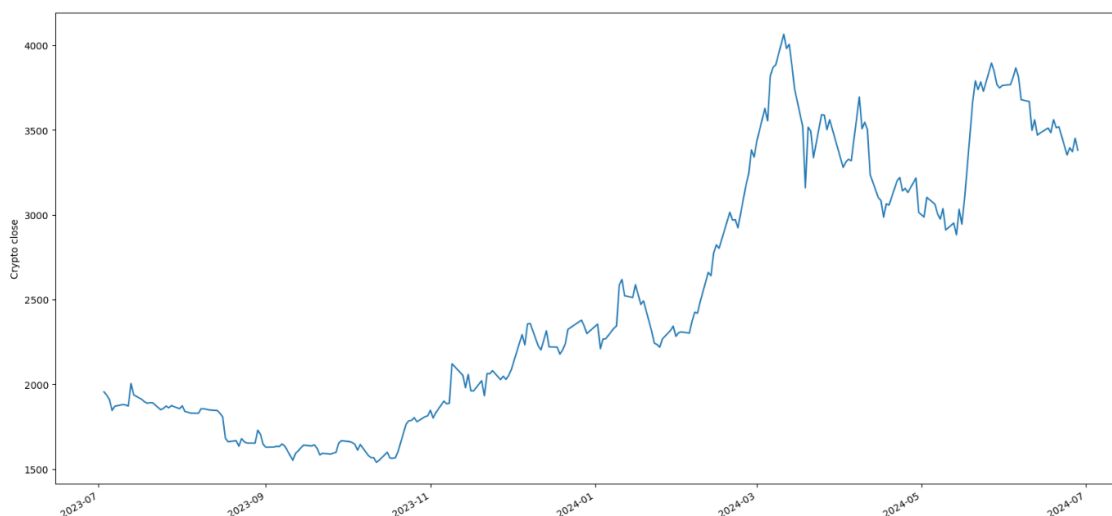


Šaltinis: sudaryta autorės.

15 pav. Bitcoin kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje

Pirmiausia patartina išnagrinėti analizuojamo laikotarpio kriptovaliutų kainų pokyčius ir trendus, pateiktus grafikuose (kaip jau minėta ankstesniame skyrelyje, absoliutūs naudojamų kriptovaliutų kainų duomenys analizuojamam laikotarpiui yra pateikti 1 priede). Didžiausią kapitalizaciją turinčios Bitcoin kriptovaliutos kainų duomenų grafikas yra pateiktas aukščiau esančiame 15 paveiksle. Iš paveikslo galima susidaryti bendrą vaizdą apie analizuojamos kriptovaliutos kainų pokyčius nagrinėjamame laikotarpyje. Pateiktas grafikas atskleidžia, kad per analizuojamą laikotarpį Bitcoin kaina turėjo tiek kilimo, tiek kritimo periodų, tačiau bendrai vertinant rezultatą, kaina per analizuojamą laikotarpį pakilo. Per pirmus 2 mėnesius kaina turėjo kritimo tendenciją, tačiau ji nebuvo labai didelė. Nuo 9 mėn. iki 11 mėn. Bitcoin kaina didžiąją laiko dalį neturėjo labai žymių pokyčių ir tik laikotarpio pabaigoje išaugo ir pasiekė didesnę lygį nei viso analizuojamo laikotarpio pradžioje. Toliau kriptovaliutos kaina stabiliai kilo ir tik maždaug 2024 m. vasario mėnesį turėjo žymesnį sumažėjimą, po kurio sekė itin staigus ir didelis kainos augimo šuolis. Bitcoin kaina maždaug kovo mėnesio viduryje pasiekė aukščiausią ribą per nagrinėjamą laikotarpį, o tolimesniais mėnesiai svyravo – vis sumažėdavo ir vėl padidėdavo. Taigi,

lyginant kainos reikšmę laikotarpio pradžioje ir kainos reikšmę analizuojamo laikotarpio pabaigoje, galima pastebėti, kad kriptovaliutos kaina išaugo daugiau nei du kartus – Bitcoin kriptovaliuta buvo pelninga.

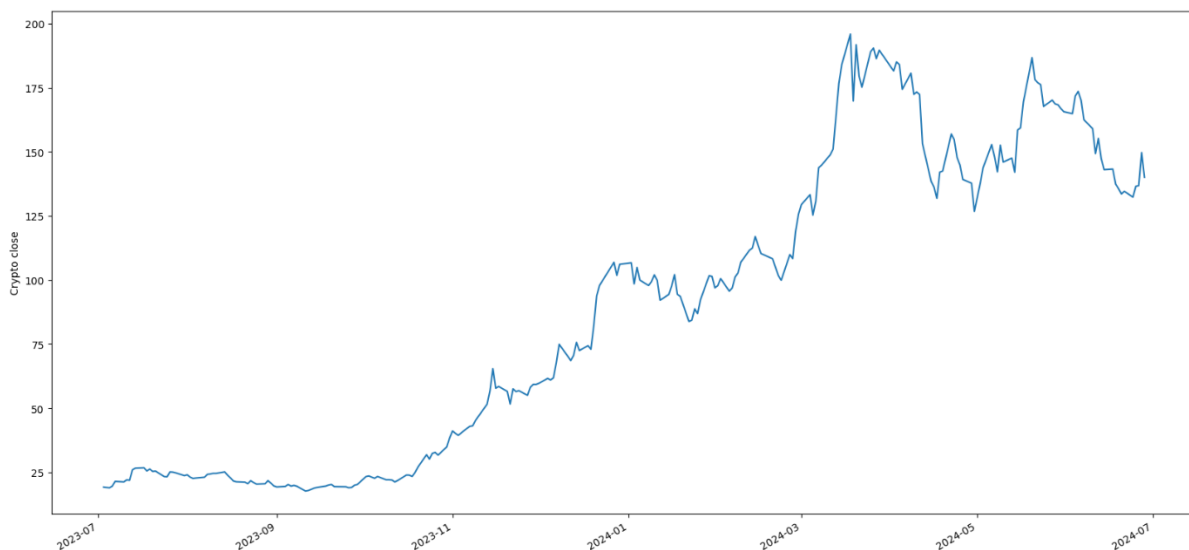


Šaltinis: sudaryta autorės.

16 pav. Ethereum kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje

Aukščiau esančiame 16 paveiksle yra pateiktas antros pagal kapitalizaciją Ethereum kriptovaliutos kainų duomenų, išreikštų USD valiuta, grafikas 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje. Iš šio paveikslo galima susidaryti bendrą vaizdą apie analizuojamos kriptovaliutos kainų pokyčius nagrinėjame laikotarpyje. 16 paveikslas atskleidžia, kad kriptovaliutos kaina svyravo tiek į teigiamą, tiek į neigiamą pusę – buvo tiek pelninga, tiek nuostolinga. Iš esmės, Ethereum kriptovaliutos kaina kito labai panašiai kaip ir prieš tai analizuotos Bitcoin kriptovaliutos kaina. Pastebima kriptovaliutos kainos mažėjimo tendencija pirmaisiais mėnesiais – nuo 2023 metų 7 mėnesio iki 2023 metų 9 mėnesio kriptovaliutos kaina sumažėjo maždaug nuo 2000 USD iki maždaug 1500 USD. Tuomet du mėnesius nebuvo fiksuojami didesni pokyčiai – kriptovaliuta šiek tiek padidėdavo ir šiek tiek sumažėdavo, tačiau bendrai vertinant, nebuvo fiksuotas nei kainos augimo, nei kainos kritimo trendas. Tuo laikotarpiu kriptovaliutos kaina buvo mažiausia per visą analizuojamą laikotarpį, o vėliau Ethereum kriptovaliutos kaina pradėjo didėti ir tik 2024 metų 2 mėnesį buvo fiksuojamas kainos sumažėjimas, tačiau jis nesiekė 2023 m. lygio. 2024 metų 3-4 mėnesius kriptovaliuta pasiekė didžiausią kainą per visą analizuojamą laikotarpį, kuri siekė buvo didesnė nei 4000 USD, vėliau iki maždaug 2024 m. 6 mėnesio buvo fiksuojamas kainos kritimo trendas – ji nukrito maždaug ketvirtadaliu ir buvo mažesnė nei 3000 USD. Vėliau kaina vėl pradėjo didėti, tačiau antrą kartą per analizuojamą laikotarpį 4000 USD taip ir nepasiekė. Taigi, lyginant Ethereum kriptovaliutos kainą laikotarpio pradžioje ir laikotarpio pabaigoje, galima

pastebėti, kad bendrai vertinant, kaina turėjo augimo tendenciją – kaip ir prieš tai analizuota Bitcoin kriptovaliuta, Ethereum kriptovaliutos kaina išaugo du kartus.

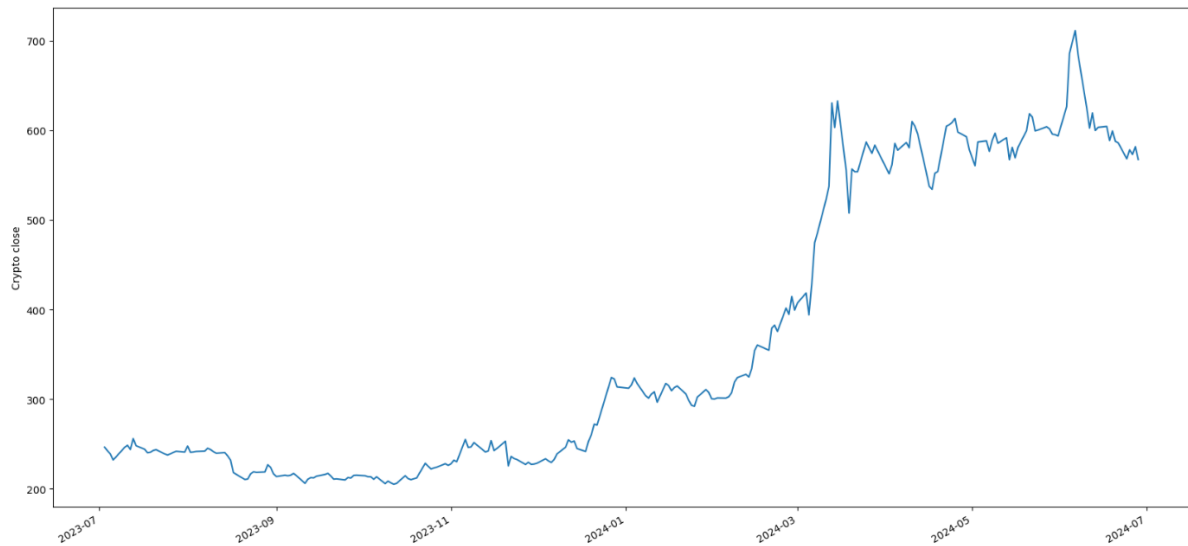


Šaltinis: sudaryta autorės.

17 pav. Solana kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje

Aukščiau pateiktame 17 paveiksle yra pateiktas trečiosios pagal kapitalizaciją Solana kriptovaliutos kainų duomenų, išreikštų USD valiuta, grafikas 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje. Iš pateikto grafiko galima matyti, kad iki maždaug 2024 metų 10 mėnesio šios kriptovaliutos kaina buvo stabili – nebuvo fiksuoti drastiški kainos padidėjimai ar sumažėjimai. Taip pat tuo laikotarpiu analizuojamos kriptovaliutos kaina buvo pati mažiausia per visą nagrinėjamą laikotarpį 2 siekė maždaug 25 USD. 2023 metų 11 mėnesį Solana kriptovaliutos kaina pradėjo didėti ir didėjo iki 2024 metų 1 mėnesio – šį mėnesį kaina buvo jau maždaug keturis kartus didesnė nei analizuojamo laikotarpio pradžioje (2023 metų 7 mėnesį). Nuo 2024 metų 1 mėnesio iki 2024 metų 3 mėnesio Solana kriptovaliutos kaina turėjo svyravimų (sumažėdavo ir padidėdavo), tačiau bendrai vertinant kaina išliko tame pačiame lygyje. Po 2024 metų 3 mėnesio nagrinėjamos kriptovaliutos kaina ėmė itin sparčiai augti ir pasiekė beveik 200 USD lygį – fiksuota 8 kartus didesnė kaina nei analizuojamo laikotarpio pradžioje. Šiame laikotarpyje kaina buvo pati didžiausia per visą 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpį. Vėliau buvo fiksuojamas kainos sumažėjimas, tačiau ji vis tiek buvo 5 kartus didesnė nei laikotarpio pradžioje. 2024 metų 6 mėnesį Solana kriptovaliutos kaina vėl pradėjo augti, tačiau 2024 metų 4 mėnesio lygis taip ir nebuvo pasiektas. 2024 metų 6 mėnesį kaina vėl sumažėjo ir siekė maždaug 150 USD už vieną kriptovaliutos vienetą. Taigi, nors Solana kriptovaliuta ir turėjo kainos kritimo periodą, tačiau bendrai vertinant analizuojamos kriptovaliutos kaina per nagrinėjamą laikotarpį turėjo augimo tendenciją kaip ir

kitos dvi didžiausią kapitalizaciją turinčios kriptovaliutos – Solana kriptovaliutos kaina išaugo maždaug 6 kartus.



Šaltinis: sudaryta autorės.

18 pav. BNB kainos USD valiuta 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje

Aukščiau esančiame 18 paveiksle yra pateiktas BNB kriptovaliutos kainų duomenų, išreikštų USD valiuta, grafikas 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpyje. Iš pateikto grafiko galima matyti, kad analizuojamos kriptovaliutos kaina pirmaisiais mėnesiais turėjo mažėjimo tendenciją ir nuo 2023 metų 7 mėnesio iki 2023 metų 9 mėnesio sumažėjo nuo maždaug 250 USD iki maždaug 200 USD. Tuomet iki 2023 metų 11 mėnesio nebuvo fiksuojami jokie žymesni pokyčiai – kriptovaliutos kaina išliko tame pačiame lygyje, kuris buvo mažiausias per visą analizuojamą laikotarpį. Nuo 2023 metų 11 mėnesio iki 2024 metų 1 mėnesio BNB kriptovaliutos kaina bendrai vertinant išaugo iki daugiau nei 300 USD už vieną kriptovaliutos vienetą. Iki 2024 metų 3 mėnesio taip pat buvo fiksuojama augimo tendencija – analizuojama kriptovaliutos kaina išaugo iki maždaug 400 USD. 2024 metų 4 mėnesį buvo itin didelis ir staigus kainos augimo šuolis, kai nagrinėjamos kriptovaliutos kaina išaugo nuo maždaug 400 USD iki daugiau nei 600 USD. Vėliau iki 2024 metų 5 mėnesio kriptovaliutos kaina svyravo – padidėdavo ir sumažėdavo, tačiau bendrame lygyje išliko beveik stabili ir sumažėjo iki maždaug 600 USD. 2024 metų 6 mėnesį buvo fiksuojamas ryškus analizuojamos kriptovaliutos kainos augimas iki daugiau nei 700 USD už vieną kriptovaliutos vienetą – tai buvo pati didžiausia BNB kriptovaliutos kaina per analizuojamą laikotarpį. Laikotarpio pabaigoje kriptovaliutos kaina šiek tiek sumažėjo ir siekė maždaug 600 USD. Taigi, BNB kriptovaliuta, kaip ir kitos trys didžiausią kapitalizaciją turinčios kriptovaliutos, per analizuojamą laikotarpį buvo pelninga – kriptovaliutos kaina išaugo daugiau nei 2 kartus.

Atlikus preliminarį tiriamų kriptovaliutų kainų pokyčių analizę naudojamam laikotarpiui, toliau bus prognozuojami volatilumai vienam mėnesiui į priekį naudojant GARCH modelį ir skaičiuojami VaR rizikos vertinimo rodikliai kiekvienam prognozuotam volatilumui – jei paskutinės prognozuojamos reikšmės VaR rodiklis bus didesnis nei 2023-07-01 – 2024-06-30 laikotarpio dieninis VaR, reiškiasi prognozuojamas rizikos padidėjimas ir reikia taikyti apsidraudimo strategiją. Taip pat svarbu paminėti, kad eksperimente apsidraudimo strategija yra taikoma net minimaliai padidėjus rizikai, tačiau sukurtame modelyje inestuotojas pats, pagal savo rizikos toleranciją, gali pasirinkti, kokiam rizikos padidėjimui esant taikyti apsidraudimo strategiją. Žemiau esančioje 8 lentelėje yra pateiktos Bitcoin ir Ethereum kriptovaliutoms GARCH modelio prognozuojamos volatilumo reikšmės ir pagal jas apskaičiuotos VaR rizikos vertinimo rodiklio reikšmės.

8 lentelė.

Bitcoin ir Ethereum kriptovaliutoms prognozuojamas volatilumas ir prognozuojamas VaR

Data	Bitcoin		Ethereum	
	Prognozuojamas volatilumas	Prognozuojamas VaR	Prognozuojamas volatilumas	Prognozuojamas VaR
2024-07-01	0.0369	0.0607	0.0431	0.0708
2024-07-02	0.0369	0.0607	0.0431	0.0709
2024-07-03	0.0369	0.0608	0.0432	0.0711
2024-07-04	0.0370	0.0608	0.0433	0.0712
2024-07-05	0.0370	0.0609	0.0433	0.0713
2024-07-08	0.0370	0.0609	0.0434	0.0714
2024-07-09	0.0371	0.0610	0.0435	0.0715
2024-07-10	0.0371	0.0610	0.0435	0.0716
2024-07-11	0.0371	0.0611	0.0436	0.0717
2024-07-12	0.0372	0.0611	0.0436	0.0718
2024-07-15	0.0372	0.0612	0.0437	0.0719
2024-07-16	0.0372	0.0612	0.0438	0.0720
2024-07-17	0.0373	0.0613	0.0438	0.0721
2024-07-18	0.0373	0.0613	0.0439	0.0722
2024-07-19	0.0373	0.0614	0.0440	0.0723
2024-07-22	0.0373	0.0614	0.0440	0.0724
2024-07-23	0.0374	0.0615	0.0441	0.0725
2024-07-24	0.0374	0.0615	0.0441	0.0726
2024-07-25	0.0374	0.0616	0.0442	0.0727
2024-07-26	0.0375	0.0616	0.0443	0.0728
2024-07-29	0.0375	0.0617	0.0443	0.0729
2024-07-30	0.0375	0.0617	0.0444	0.0730
2024-07-31	0.0375	0.0618	0.0445	0.0731

Šaltinis: sudaryta autorės.

Iš aukščiau esančios 8 lentelės galima matyti, kad Bitcoin kriptovaliutai prognozuojamas volatilumo augimas nuo 3,69% iki 3,75%. Tai reiškia, kad prognozuojant pagal geriausiai duomenims tinkantį GARCH modelį (1, 1), galima teigti, kad 2024 metų 7 mėnesį kriptovaliutos kainų volatilumas

didės. Pagal volatilumo reikšmes apskaičiuoti dieniniai VaR rodikliai taip pat indikuoja, kad 2024 metų 7 mėnesį kriptovaliutos didžiausi galimi patirti nuostoliai didės nuo 6,07% iki 6,18%. Anksčiau pateiktoje 7 lentelėje galima matyti, kad dienis VaR, apskaičiuotas prieš tai panaudojant GARCH modelį, siekė 6,07% – buvo mažesnis nei prognozuojamas paskutinei 2024 metų 7 mėnesio dienai – 6,18%. Dėl šios priežasties galima daryti išvadą, kad prognozuojamas rizikos padidėjimas, todėl reikia taikyti apsidraudimo strategiją panaudojant išvestinę finansinę priemonę. Analizuojant Ethereum kriptovaliutai prognozuojamas volatilumo reikšmes galima matyti, kad geriausiai duomenims tinkantis (2, 1) GARCH modelis prognozuoja, jog volatilumas didės nuo 4,31% iki 4,45%. Tai reiškia, kad Ethereum kriptovaliutos kainų svyravimai, pagal prognozę, turėtų didėti. Pagal prognozuojamas volatilumo reikšmes apskaičiuoti VaR rizikos vertinimo rodiklio skaičiai atskleidžia, kad didžiausi galimi patirti nuostoliai per vieną dieną iš Ethereum kriptovaliutos didės nuo 7,08% iki 7,31%. Iš 7 lentelės galima matyti, kad VaR apskaičiuotas prieš tai panaudojant GARCH modelį siekė 7,08% – buvo mažesnis nei prognozuojamas paskutinei 2024 m. 7 mėnesio dienai. Iš to galima daryti išvadą, kad kriptovaliutos kainos pokyčio rizika padidės, todėl reikia taikyti apsidraudimą panaudojant išvestinę finansinę priemonę.

9 lentelė

Solana ir BNB kriptovaliutoms prognozuojamas volatilumas ir prognozuojamas VaR

Data	Solana		BNB	
	Prognozuojamas volatilumas	Prognozuojamas VaR	Prognozuojamas volatilumas	Prognozuojamas VaR
2024-07-01	0.0569	0.0936	0.0264	0.0435
2024-07-02	0.0542	0.0892	0.0305	0.0501
2024-07-03	0.0538	0.0885	0.0283	0.0466
2024-07-04	0.0537	0.0884	0.0315	0.0518
2024-07-05	0.0537	0.0884	0.0299	0.0492
2024-07-08	0.0537	0.0884	0.0324	0.0534
2024-07-09	0.0537	0.0884	0.0312	0.0513
2024-07-10	0.0537	0.0884	0.0333	0.0547
2024-07-11	0.0537	0.0884	0.0323	0.0531
2024-07-12	0.0537	0.0884	0.0340	0.0559
2024-07-15	0.0537	0.0884	0.0333	0.0547
2024-07-16	0.0537	0.0884	0.0346	0.0569
2024-07-17	0.0537	0.0884	0.0341	0.0560
2024-07-18	0.0537	0.0884	0.0352	0.0579
2024-07-19	0.0537	0.0884	0.0348	0.0572
2024-07-22	0.0537	0.0884	0.0357	0.0587
2024-07-23	0.0537	0.0884	0.0354	0.0582
2024-07-24	0.0537	0.0884	0.0361	0.0595
2024-07-25	0.0537	0.0884	0.0359	0.0591
2024-07-26	0.0537	0.0884	0.0366	0.0601
2024-07-29	0.0537	0.0884	0.0364	0.0599
2024-07-30	0.0537	0.0884	0.0369	0.0607
2024-07-31	0.0537	0.0884	0.0367	0.0605

Šaltinis: sudaryta autorės.

Aukščiau esančioje 9 lentelėje yra pateiktos Solana ir BNB kriptovaliutoms GARCH modelio prognozuojamos volatilumo reikšmės ir pagal jas apskaičiuotos VaR rizikos vertinimo rodiklio reikšmės. Iš lentelės galima matyti, kad Solana kriptovaliutai prognozuojamas volatilumo sumažėjimas nuo 5,69% iki 5,37%. Tai reiškia, kad pagal geriausiai duomenims tinkantį (1, 1) GARCH modelį, kriptovaliutos kaina 2024 metų 7 mėnesį turėtų svyruoti mažiau, todėl ir analizuojamos kriptovaliutos patiriama rizika turėtų būti mažesnė. Pagal prognozuojamo volatilumo reikšmes apskaičiuoti VaR turi mažėjimo tendenciją – 2024 metų 7 mėnesiui prognozuojama, kad didžiausi galimi Solana kriptovaliutos nuostoliai sumažės nuo 9,36% iki 8,8%. Anksčiau esančioje 7 lentelėje galima matyti, kad apskaičiuota VaR reikšmė prieš tai panaudojant GARCH modelį siekia 9,36% – yra mažesnė nei prognozuojama paskutinei 2024 metų 7 mėnesio dienai. Tai reiškia, kad analizuojamos kriptovaliutos rizika, pagal prognozę, nedidės, todėl nereikia taikyti apsidraudimo strategijos panaudojant išvestinę finansinę priemonę. Aukščiau esančioje 8 lentelėje taip yra pateiktos BNB kriptovaliutai prognozuojamos volatilumo reikšmės ir pagal jas apskaičiuoti VaR. Iš lentelės galima matyti, kad 2024 metų 7 mėnesiui prognozuojamas volatilumo padidėjimas nuo 2,64% iki 3,67% – pagal geriausiai duomenims tinkantį GARCH modelį (2, 2), prognozuojama, kad analizuojamos kriptovaliutos kainos svyrus daugiau, todėl ir patiriama rizika turėtų būti didesnė. 9 lentelėje pateikti pagal prognozuojamo volatilumo reikšmes apskaičiuoti VaR rodikliai BNB kriptovaliutai atskleidžia, kad didžiausi galimi patirti nuostoliai iš šios kriptovaliutos turės didėjimo tendenciją – padidės nuo 4,35% iki 6,05%. Anksčiau pateiktoje 7 lentelėje galima matyti, kad BNB valiutai apskaičiuotas VaR rodiklis prieš tai panaudojant GARCH modelį siekia 4,35% – yra mažesnis nei prognozuojamas 2024 metų 7 mėnesio paskutinei dienai. Tai reiškia, kad prognozuojama, kad BNB kriptovaliutos patiriama rizika padidės, todėl reikia taikyti apsidraudimo strategiją panaudojant išvestinę finansinę priemonę.

Atlikus didžiausią kapitalizaciją turinčių kriptovaliutų volatilumo prognozavimą pagal geriausiai duomenims tinkančius GARCH modelius bei pagal prognozuojamus volatilumus apskaičiavus VaR, galima matyti, kad trims iš keturių kriptovaliutų prognozuojamas rizikos padidėjimas, todėl norint sumažinti patiriamą riziką, bus pritaikomos apsidraudimo strategijos. Didžiausią kapitalizaciją turinčiai Bitcoin kriptovaliutai prognozuojamas 0,11 p.p. VaR padidėjimas, antrai pagal kapitalizaciją Ethereum kriptovaliutai prognozuojamas 0,23 p.p. VaR padidėjimas. Solana kriptovaliutai prognozuojamas rizikos sumažėjimas – pagal prognozę, VaR turėtų sumažėti 0,32 p.p. BNB kriptovaliutai geriausiai duomenims tinkantis GARCH modelis prognozuoja 1,7 p.p. VaR padidėjimą. Taigi, Bitcoin, Ethereum ir BNB kriptovaliutoms bus pritaikoma apsidraudimo strategija panaudojant išvestinę finansinę priemonę –

Bitcoin kriptovaliutos ateities sandorius. Žemiau esančioje 10 lentelėje yra pateikti šių trijų kriptovaliutų ir Bitcoin ateities sandorių kainų koreliacijos koeficientai.

10 lentelė

Kriptovaliutų ir Bitcoin ateities sandorių koreliacijos koeficientai

Kriptovaliuta	Bitcoin	Ethereum	BNB
Koreliacijos koeficientas	0.999998	0.775391	0.934627

Šaltinis: sudaryta autorės.

Iš aukščiau esančios 10 lentelės su koreliacijos koeficientais tarp kriptovaliutų ir Bitcoin ateities sandorių galima matyti, kad visi koreliacijos koeficientai yra didesni nei 0,75 – reiškia, kad tarp kainų yra stipri koreliacija. Bitcoin ir Bitcoin ateities sandorių koreliacijos koeficientas siekia 0,999998 – yra itin artimas 1. Ethereum kriptovaliutos ir Bitcoin ateities sandorių koreliacijos koeficientas yra lygus 0,78, o tarp BNB kriptovaloutos ir naudojamos išvestinės finansinės priemonės yra 0,93 koreliacijos koeficientas. Tokie aukšti koreliacijos koeficientai atskleidžia, tarp kainų yra stiprus tiesinis ryšys ir jos juda ta pačia kryptimi, todėl Bitcoin ateities sandoriai yra tinkama išvestinė finansinė priemonė Bitcoin, Ethereum ir BNB kriptovaliutų apsidraudimo strategijai atlikti.

Pirmiausia apsidraudimo strategija naudojant Bitcoin ateities sandorius atliekama Bitcoin kriptovaliutai. Imituojama, kad investuotojas 2024-07-01 investuoja 10 000 eur. į Bitcoin kriptovaliutą – vienu atveju tai ir yra visa jo investicija, o kitu atveju jis papildomai dar perka ir Bitcoin ateities sandorius santykiu 5:1 norėdamas apdrausti dalį investicijos į kriptovaliutą. Taip pat papildomai įvertinama ir kainos pokyčio skirtumo rizika – rizika atsirandanti, kai norima nupirkti viena kaina, o realiai nuperkama kita kaina (slippage). Ši rizika modelyje yra apskaičiuojama pagal standartinių nuokrypių reikšmes. Taigi portfelio variante be apsidraudimo investuotojo investuota suma siekia 10 000 eur., o portfelio variante su apsidraudimu investuotojo investuota suma siekia 12 000 eur (10 000 eur. į Bitcoin kriptovaliutą ir 2 000 eur. į Bitcoin ateities sandorius, kuriais norima apdrausti investiciją į kriptovaliutą). Yra investuojami 2 000 eur., kadangi norima apdrausti 20 proc. kriptovaliutos portfelio. Žemiau pateiktoje 11 lentelėje yra pateiktos Bitcoin ateities sandorių dienosinės kainos, Bitcoin dienosinės kainos, portfelio vertė be apsidraudimo ir portfelio vertė su apsidraudimu. Norint apdrausti Bitcoin kriptovaliutą iš lentelės galima matyti, kad portfelio variante be apsidraudimo įvertinama tai, kad dėl greitai besikeičiančių Bitcoin kriptovaliutos kainų sandoris buvo įvykdytas, kai kriptovaliutos kaina pakilo, todėl nors investuotojas ir sumokėjo 10 000 eur., tačiau gavo kriptovaliutų, kurių vertė buvo lygi 9 950 eur. Portfelio variante su apsidraudimu dėl tos pačios priežasties, investuotojui investavus 12 000

eur., gautų kriptovaliutų ir ir ateities sandorių vertė siekia 11 940 eur. Variante su apsidraudimu įsigyjama 0,16 Bitcoin kriptovaliutos ir parduodama 0,03 Bitcoin ateities sandorio.

11 lentelė

Bitcoin portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu išsklotinės

Data	Bitcoin ateities sandorių kaina	Bitcoin kaina	Portfelio vertė be apsidraudimo	Portfelio vertė su apsidraudimu
2024-07-01	62,884	62,900	9,950	11,940
2024-07-02	62,124	62,135	9,829	11,843
2024-07-03	60,208	60,209	9,524	11,599
2024-07-04	57,046	57,050	9,025	11,199
2024-07-05	56,605	56,629	8,958	11,147
2024-07-08	56,686	56,715	8,972	11,158
2024-07-09	58,023	58,050	9,183	11,327
2024-07-10	57,707	57,726	9,132	11,285
2024-07-11	57,316	57,340	9,070	11,237
2024-07-12	57,870	57,889	9,157	11,306
2024-07-15	64,681	64,724	10,239	12,172
2024-07-16	65,010	65,044	10,289	12,212
2024-07-17	64,056	64,088	10,138	12,091
2024-07-18	63,960	63,988	10,122	12,078
2024-07-19	66,628	66,660	10,545	12,416
2024-07-22	67,499	67,532	10,683	12,527
2024-07-23	65,916	65,936	10,430	12,324
2024-07-24	65,351	65,376	10,342	12,254
2024-07-25	65,773	65,800	10,409	12,307
2024-07-26	67,883	67,908	10,742	12,574
2024-07-29	66,750	66,785	10,565	12,432
2024-07-30	66,159	66,188	10,470	12,356
2024-07-31	64,602	64,628	10,223	12,159

Šaltinis: sudaryta autorės.

Žemiau esančioje 12 lentelėje yra pateikti apskaičiuoti pelningumo, volatilumo ir Sharpe'o koeficiento rodikliai, kurie parodo, ar apsidraudimas sumažino patiriamą riziką ir kaip paveikė iš investicijos gaunamą pelną. Rodikliai yra skaičiuojami remiantis investuota pinigų suma į kriptovaliutą, o ne portfelio verte. Taip pat skaičiuojant galutinius rodiklius, papildomai yra įvertinami transakcijų perkant ir parduodant kriptovaliutą kaštai (šie kaštai siekia 0,04%). Iš pateiktų rezultatų galima matyti, kad investicija į Bitcoin kriptovaliutą be apsidraudimo naudojant išvestinę finansinę priemonę turėjo 0,909 p.p. didesnę pelningumą nei portfelis su apsidraudimu. Taip pat apskaičiuotos volatilumo reikšmės parodo, kad investicija be apsidraudimo turėjo didesnę volatilumą (5,11 p.p.) – parodo, kad šio portfelio

patiriama rizika buvo didesnė. Taip pat apskaičiuotos Sharpe'o koeficientų reikšmės atskleidžia, kad investuotojas daugiau papildomos grąžos už kiekvieną papildomą rizikos vienetą gauna iš portfelio be apsidraudimo. Taigi, palyginus Bitcoin portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu rodiklius, galima matyti, kad pelningesnis buvo portfelis be apsidraudimo – jis generavo daugiau grąžos ir papildomai generuojama grąža už papildomai prisiimta rizikos vienetą buvo didesnė, tačiau pavyko pasiekti pagrindinį siektą šio apsidraudimo tikslą – sumažinti volatilumą. Tai atskleidžia, kad apsidraudimo panaudojant Bitcoin ateities sandorius strategija Bitcoin kriptovaliutos atveju pasiteisino tik iš dalies, nes nors ir buvo sumažinta rizika, tačiau buvo sumažintas pelningumas. Svarbu paminėti, kad pelningumas naudojant apsidraudimo strategiją buvo mažesnis ne dėl transakcijų kaštų, o dėl rinkos kainų kilimo.

12 lentelė

Bitcoin portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu rodikliai

Rodiklis	Portfelis be apsidraudimo	Portfelis su apsidraudimu
Pelnas neįvertinus transakcijų kaštų	223	159
Pelningumas neįvertinus transakcijų kaštų	2.233%	1.325%
Transakcijų kaštai	8	10
Pelnas įvertinus transakcijų kaštus	215	149
Pelningumas įvertinus transakcijų kaštus	2.153%	1.244%
Volatilumas	15.16%	10.05%
Sharpe'o koeficientas	0.052	0.048

Šaltinis: sudaryta autorės.

Toliau atliekama apsidraudimo strategija antrai pagal kapitalizaciją kriptovaliutai – Etheruem. Bus naudojama ta pati išvestinė finansinė priemonė – Bitcoin ateities sandoriai. Imituojama analogiška situacija, kaip ir su Bitcoin kriptovaliuta – investuotojas 2024-07-01 investuoja 10 000 eur. į Ethereum kriptovaliutą. Atveju be apsidraudimo strategijos, tai ir yra visa jo investicija, o kitu atveju investuotojas papildomai dar perka ir Bitcoin ateities sandorius santykiu 5:1 norėdamas apdrausti dalį investicijos į kriptovaliutą. Vėlgi modelyje papildomai pagal Ethereum kriptovaliutos standartinį nuokrypį įvertinama ir kainos pokyčio rizika – rizika, kad kriptovaliutos bus nupirktos kita kaina nei norima (slippage). Taigi portfelio variante be apsidraudimo naudojant išvestinę finansinę priemonę investuotojo investuota suma siekia 10 000 eur., o portfelio variante su apsidraudimu investuotojo investuota suma siekia 12 000 eur (10 000 eur. į Ethereum kriptovaliutą ir 2 000 eur. į Bitcoin ateities sandorius). Žemiau esančioje 13 lentelėje yra pateiktos Bitcoin ateities sandorių kainos, Ethereum kainos, portfelio vertė be apsidraudimo ir portfelio vertė su apsidraudimu panaudojant Bitcoin ateities sandorius. Iš pateiktos lentelės galima matyti, kad atveju, kai nėra taikoma apsidraudimo strategija, portfelio pradinė vertė siekia 9 950 eur.,

nors investuotojas investavo 10 000 eur. Taip yra todėl, kad įsigyjant kriptovaliutą atsirado skirtumas tarp kainos, kuria investuotojas norėjo nusipirkti kriptovaliutą ir kuria jis realiai ją nusipirko (apskaičiuota pagal kriptovaliutos standartinį nuokrypį). Analogiška situacija yra ir investuojant į Ethereum kriptovaliutą ir taikant apsidraudimo strategiją naudojant Bitcoin ateities sandorius – investuotojas investuoja 1 200 eur., tačiau pradinė portfelio vertė yra mažesnė ir siekia 11 940 eur. Variante su apsidraudimu yra įsigijama 2,89 Ethereum kriptovaliutos ir parduodama 0,03 Bitcoin ateities sandorio.

13 lentelė

Ethereum portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu išklotinės

Data	Bitcoin ateities sandorių kaina	Ethereum kaina	Portfelio vertė be apsidraudimo	Portfelio vertė su apsidraudimu
2024-07-01	62,884	3,442	9,950	11,940
2024-07-02	62,124	3,421	9,890	11,904
2024-07-03	60,208	3,295	9,526	11,601
2024-07-04	57,046	3,060	8,844	11,019
2024-07-05	56,605	2,982	8,619	10,808
2024-07-08	56,686	3,019	8,727	10,913
2024-07-09	58,023	3,067	8,864	11,008
2024-07-10	57,707	3,101	8,964	11,118
2024-07-11	57,316	3,100	8,960	11,126
2024-07-12	57,870	3,134	9,059	11,207
2024-07-15	64,681	3,483	10,069	12,002
2024-07-16	65,010	3,444	9,956	11,878
2024-07-17	64,056	3,387	9,791	11,743
2024-07-18	63,960	3,427	9,905	11,861
2024-07-19	66,628	3,504	10,127	11,999
2024-07-22	67,499	3,440	9,942	11,786
2024-07-23	65,916	3,483	10,067	11,961
2024-07-24	65,351	3,336	9,642	11,554
2024-07-25	65,773	3,175	9,179	11,078
2024-07-26	67,883	3,275	9,466	11,297
2024-07-29	66,750	3,318	9,590	11,458
2024-07-30	66,159	3,279	9,479	11,365
2024-07-31	64,602	3,233	9,345	11,280

Šaltinis: sudaryta autorės.

Žemiau esančioje 14 lentelėje yra pateiktos Ethereum portfelio nenaudojant apsidraudimo ir naudojant apsidraudimo strategiją su Bitcoin ateities sandoriais pelningumo, volatilumo ir Sharpe'o koeficiento reikšmės, kurios leidžia palyginti ar naudojama apsidraudimo strategija buvo efektyvi. Iš pateiktos lentelės galima matyti, kad papildomai įvertinus transakcijų kaštus, pelningumas nenaudojant

apsidraudimo strategijos yra neigiamas ir siekia -6,6%. Tuo tarpu pelningumas naudojant apsidraudimo strategiją taip pat yra neigiamas, tačiau siekia -6% – yra 0.6 p.p. didesnis nei portfelio be apsidraudimo. Tai reiškia, kad nors abu portfeliai generuoja ne pelną, o nuostolius, tačiau pritaikius apsidraudimo strategiją patiriami mažesni nuostoliai nei jos nepritaikius. Pateiktoje lentelėje taip pat galima matyti abiejų portfelių volatilumus – Ethereum kriptovaliutos nenaudojant apsidraudimo volatilumas siekia 16,67%, o naudojant apsidraudimo strategiją – 11,78%. Tai parodo, kad portfelio be apsidraudimo kainos svyruoja labiau nei portfelio su apsidraudimu – didesnis kainų svyravimas reiškia didesnę patiriamą riziką. 14 lentelėje pateikti apskaičiuoti Sharpe'o koeficientai atskleidžia, kad portfelis su apsidraudimu buvo efektyvesnis, kadangi gautas Sharpe'o koeficientas yra artimesnis 0 (siekė -0,05, kai portfelio be apsidraudimo koeficientas siekė -0,06). Taigi, atlikus investicijos į Ethereum kriptovaliutą nenaudojant apsidraudimo strategijos ir investicijos į Ethereum kriptovaliutą taikant apsidraudimo strategiją panaudojant Bitcoin ateities sandorius palyginimą, nustatyta, kad apsidraudimo strategija padėjo sumažinti patiriamus nuostolius ir patiriamą riziką, todėl šiuo atveju, taikyta strategija buvo efektyvi.

14 lentelė

Ethereum portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu rodikliai

Rodiklis	Portfelis be apsidraudimo	Portfelis su apsidraudimu
Pelnas neįvertinus transakcijų kaštų	-655	-720
Pelningumas neįvertinus transakcijų kaštų	-6.55%	-5.999%
Transakcijų kaštai	8	9
Pelnas įvertinus transakcijų kaštus	-663	-729
Pelningumas įvertinus transakcijų kaštus	-6.63%	-6.076%
Volatilumas	16.67%	11.78%
Sharpe'o koeficientas	-0.062	-0.05

Šaltinis: sudaryta autorės.

Galiausiai yra atliekamas BNB portfelio netaikant apsidraudimo strategijos ir taikant apsidraudimo strategiją panaudojant išvestinę finansinę priemonę (Bitcoin ateities sandorius) palyginimo eksperimentas. Imituojama analogiška situacija kaip ir su dvejomis didžiausią kapitalizaciją turinčiomis kriptovaliutomis – portfelio be apsidraudimo atveju investuotojas investuoja 10 000 eur. į BNB kriptovaliutą, o portfelio su apsidraudimu atveju, investuotojas investuoja tokią pat sumą į BNB kriptovaliutą ir papildomai dar perka Bitcoin ateities sandorius santykiu 5:1 norėdamas apdrausti patiriamą riziką. Modelyje papildomai pritaikoma ir pagal standartinį nuokrypį apskaičiuota kainos pokyčio rizika (rizika, kad kriptovaliutą norima įsigyti viena kaina, o realiai įsigyjama kita kaina). Taigi portfelio be apsidraudimo variante investuotojas investuoja 10 000 eur. į BNB kriptovaliutą, o portfelio

su apsidraudimu naudojant išvestinę finansinę priemonę investuotojas investuoja 10 000 eur. į BNB kriptovaliutą ir 2 000 eur. į Bitcoin ateities sandorius. Žemiau esančioje 15 lentelėje yra pateiktos Bitcoin ateities sandorių kainų reikšmės, BNB kriptovaliutos kainų reikšmės ir portfelių naudojant apsidraudimą ir nenaudojant apsidraudimo vertės. Iš lentelės galima matyti, kad nors investuotojas investuoja 10 000 eur. į kriptovaliutą be apsidraudimo, tačiau reali nupirktų kriptovaliutų pradinė vertė siekia 9 950 eur. Portfelio su apsidraudimu atveju investuotojas bendrai investuoja 12 000 eur., tačiau pradinė portfelio vertė siekia 11 940 eur. Variante su apsidraudimu yra įsigyjama 17,25 BNB kriptovaliutos ir parduodama 0,03 Bitcoin ateities sandorio.

15 lentelė

BNB portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu išsklotinės

Data	Bitcoin ateities sandorių kaina	Kriptovaliutos kaina	Portfelio vertė be apsidraudimo	Portfelio vertė su apsidraudimu
2024-07-01	62,884	577	9,950	11,940
2024-07-02	62,124	580	10,005	12,019
2024-07-03	60,208	557	9,602	11,676
2024-07-04	57,046	514	8,858	11,033
2024-07-05	56,605	498	8,584	10,773
2024-07-08	56,686	511	8,807	10,993
2024-07-09	58,023	517	8,915	11,059
2024-07-10	57,707	525	9,050	11,204
2024-07-11	57,316	525	9,051	11,218
2024-07-12	57,870	534	9,207	11,355
2024-07-15	64,681	585	10,095	12,028
2024-07-16	65,010	576	9,938	11,861
2024-07-17	64,056	569	9,812	11,765
2024-07-18	63,960	572	9,864	11,820
2024-07-19	66,628	593	10,235	12,106
2024-07-22	67,499	587	10,128	11,972
2024-07-23	65,916	582	10,036	11,930
2024-07-24	65,351	575	9,916	11,827
2024-07-25	65,773	571	9,841	11,740
2024-07-26	67,883	581	10,019	11,851
2024-07-29	66,750	574	9,905	11,773
2024-07-30	66,159	588	10,145	12,031
2024-07-31	64,602	577	9,943	11,879

Šaltinis: sudaryta autorės.

Žemiau esančioje 16 lentelėje yra pateikti investicijos į BNB nenaudojant apsidraudimo strategijos ir naudojant apsidraudimo strategiją pelningumo, volatilumo ir Sharpe'o koeficientų reikšmės.

Lentelėje taip pat yra pateikti apskaičiuoti transakcijų kaštai, kurie sumažina investicijų pelningumą. Iš lentelėje pateiktų pelningumų įvertinus transakcijų kaštus galima matyti, kad investicija į BNB kriptovaliutą nenaudojant apsidraudimo strategijos turėjo neigiamą pelningumą, kuris siekė -0,65%, o naudojant apsidraudimo strategiją pelningumas siekė -1,09% – buvo 0,44 p.p. mažesnis nei nenaudojant apsidraudimo išvestine finansine priemone. Volatilumo reikšmės parodo, kad portfelio su apsidraudimu vertė svyravo mažiau (portfelio be apsidraudimo volatilumas siekia 15,40%, portfelio su apsidraudimu – 10,55%). Mažesni kainų svyravimai reiškia mažesnę patiriamą riziką. Žemiau esančioje 15 lentelėje taip pat yra pateikti ir apskaičiuoti Sharpe'o koeficientai. Portfelio be apsidraudimo Sharpe'o koeficientas yra -0,01, o portfelio naudojant apsidraudimą Bitcoin ateities sandoriais Sharpe'o koeficientas siekia -0,0003 – jis yra 0,014 mažesnis nei portfelio be apsidraudimo. Sharpe'o koeficientai atskleidžia, kad portfelis su apsidraudimu generuoja mažiau grąžos už kiekvieną papildomai prisiimtą rizikos vienetą, todėl yra efektyvesnis. Taigi, atlikus BNB portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu palyginimo eksperimentą, nustatyta, kad portfelis su apsidraudimu patiriamos rizikos aspektu yra efektyvesnis nei portfelis be apsidraudimo, kadangi kainos pokyčiai (volatilumas) yra mažesni, tačiau pritaikius apsidraudimo strategiją padidėjo patiriami nuostoliai ir buvo gautas mažesnis Sharpe'o rodiklis, todėl apsidraudimo strategija pasiteisino tik iš dalies. Gauti tokie rezultatai, kadangi kriptovaliutos kaina krito minimaliai, o Bitcoin ateities sandorių kaina kilo didesniu procentiniu dydžiu.

16 lentelė

BNB portfelio be apsidraudimo ir su apsidraudimu rodikliai

Rodiklis	Portfelis be apsidraudimo	Portfelis su apsidraudimu
Pelnas neįvertinus transakcijų kaštų	-57	-121
Pelningumas neįvertinus transakcijų kaštų	-0.57%	-1.011%
Transakcijų kaštai	8	10
Pelnas įvertinus transakcijų kaštus	-65	-131
Pelningumas įvertinus transakcijų kaštus	-0.65%	-1.090%
Volatilumas	15.40%	10.55%
Sharpe'o koeficientas	-0.01467	-0.00030

Šaltinis: sudaryta autorės.

Atlikus 4 didžiausią kapitalizaciją turinčių kriptovaliutų volatilumo prognozę panaudojant geriausiai duomenims tinkančius GARCH modelius ir pagal prognozuojamus volatilumus apskaičiavus VaR, nustatyta, kad trims iš keturių kriptovaliutų (Bitcoin, Ethereum ir BNB) prognozuojamas rizikos padidėjimas, todėl šioms kriptovaliutoms buvo atliekamas apsidraudimo strategijos panaudojant išvestinę finansinę priemonę eksperimentas. Gauti rezultatai parodė, kad pritaikius apsidraudimo

strategiją, visų kriptovaliutų portfelių volatilumai buvo mažesni nei nepritaikius apsidraudimo strategijos. Iš Bitcoin kriptovaliutos sudarytas portfelis didesnę pelningumą turėjo nenaudojant apsidraudimo strategijos, todėl nors ir apsidraudimo strategija sumažino patiriamą riziką, tačiau buvo generuojamas mažesnis pelningumas. Ethereum kriptovaliuta per analizuojamą laikotarpį generavo ne pelną, o nuostolius, tačiau šiam portfeliui pritaikius apsidraudimo strategiją, pavyko sumažinti patiriamus nuostolius, todėl strategija buvo efektyvi. BNB kriptovaliuta taip pat generavo ne pelną, o nuostolius, o pritaikius apsidraudimo strategiją, nors volatilumas ir sumažėjo, tačiau generuojami nuostoliai buvo padidinti.

Apibendrinant galima teigti, kad sukurtas kriptovaliutos kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo metodo prototipas panaudojant išvestinę finansinę priemonę yra efektyvus, kadangi padeda tiek tiksliau įvertinti riziką nei (tradiciniai rizikos vertinimo metodai) naudojant modifikuotą VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį, tiek padeda sumažinti kriptovaliutų patiriamą riziką (volatilumą), kai identifikuoja, kad prognozuojamas rizikos padidėjimas ir pritaikoma apsidraudimo strategija panaudojant išvestinę finansinę priemonę. Sukurto modelio prototipo rezultatai leidžia investuotojui tiksliau įsivertinti prisiimamą riziką ir nuspręsti – ar jis gali rizikuoti patirdamas kriptovaliutos kainos pokyčio rizikos vertinimo metodo apskaičiuotus didžiausius galimus nuostolius. Taip pat sukurtas metodas efektyvina rizikos vertinimą, kadangi duomenys iš Binance platformos yra paimami (išvengiama žmogiškųjų klaidų) bei rodikliai yra apskaičiuojami automatizuotai panaudojant python programavimo kalbą.

IŠVADOS

1. Išnagrinėjus kriptovaliutų kainos rizikos vertinimo ir valdymo modelių taikant išvestines finansines priemones esamus sprendimus bei jų efektyvumą, nustatyta, kad kriptovaliutų kainos pokyčio rizikai vertinti vis dar plačiai naudojami tradiciniai metodai (Beta koeficientas, VaR, Sharpe'o rodiklis), tačiau ši rinka yra itin greitai besikeičianti ir palyginus nauja rinka, todėl reikalauja patobulintų ir modernių sprendimų. VaR – vienas iš dažniausiai naudojamų tradicinių metodų, tačiau ekstremaliose kriptovaliutų kainų pokyčių situacijose VaR rizikos skaičiavimo metodas nėra palankus, kadangi naudojamos reikšmės, kurios atitinka normalųjį skirstinį, o normalusis skirstinys neįvertina didelių kainų pasikeitimų, todėl metodui yra reikalingi patobulinimai (pvz.: panaudojant GARCH modelius). Mokslinės literatūros analizės metu taip pat išsiaiškinta, kad trūksta efektyvių rizikos valdymo strategijų, o jau esančiuose kriptovaliutų kainos pokyčio rizikos vertinimo ir valdymo modeliuose vis dar pasigendama išmanių sprendimų, kurie galėtų palengvinti investuotojų darbą ir suteiktų jiems išsamią informaciją tiek apie laukiamą grąžą, tiek apie patiriamą riziką. Taip pat pasigendama didesnės integracijos su informacinėmis technologijomis – automatizuotų sprendimų, platesnio dirbtinio intelekto taikymo ir sąsajų su kitomis finansinėmis sistemomis ar finansinių duomenų bazėmis.
2. Mokslinės literatūros analizės metu rastoms problemoms spręsti siūloma sukurti kriptovaliutos kainos pokyčio rizikai vertinti ir valdyti skirtą modelį, kuriame įvertinami ne tradiciniai rodikliai (pvz. Sharpe'o rodiklis, Beta koeficientas) bet modifikuotas VaR rodiklis, kurio skaičiavimui yra panaudojamas geriausiai duomenims tinkantis GARCH modelis. Taip pat siūlomame modelyje yra prognozuojamas volatilumas vienam mėnesiui į priekį bei apskaičiuojamos VaR reikšmės šiam laikotarpiui. Egzistuojant prognozuojamam rizikos (VaR) padidėjimui laikotarpio pabaigoje, rizikos valdymui yra apskaičiuojama, kaip investuotojui būtų galima apdrausti investiciją naudojant apsidraudimo strategiją taikant išvestinę finansinę priemonę – Bitcoin ateities sandorius. Modelio prototipą siūloma realizuoti panaudojant python programavimo kalbą – įdiegiant automatizuotą metodą kainų duomenų surinkimui iš Binance platformos ir pateikiant apskaičiuotus rodiklius ir grafikus.
3. Atlikus modifikuoto VaR prieš tai panaudojant GARCH modelį eksperimentą su 4 didžiausią kapitalizaciją turinčiomis kriptovaliutomis (Bitcoin, Ethereum, Solana ir BNB), nustatyta, kad modifikuotas VaR viršija faktinių nuostolių reikšmę 54% mažiau kartų lyginant su standartiniu VaR. Tai reiškia, kad modifikuotas VaR tiksliau įvertina riziką, todėl

kriptovaliutų rizikai vertinti efektyviau naudoti šį rodiklį, o ne standartinį VaR. Pagal prognozuojamą volatilumą apskaičiuotos VaR reikšmės atskleidė, kad Bitcoin, Ethereum ir BNB kriptovaliutoms yra prognozuojamas rizikos padidėjimas, todėl šioms kriptovaliutoms buvo pritaikoma apsidraudimo strategija naudojant Bitcoin ateities sandorius. Apsidraudimo strategijos taikymas Bitcoin kriptovaliutai sumažino pelningumą, tačiau buvo sumažinta ir patiriama rizika (volatilumas), Ethereum ir kriptovaliutai taikyta apsidraudimo strategija sumažino patiriamus nuostolius ir riziką (volatilumą), BNB kriptovaliutai apsidraudimo strategija padidino nuostolius, tačiau buvo sumažintas volatilumas, todėl apsidraudimo strategija visoms kriptovaliutoms padėjo pasiekti pagrindinį tikslą – sumažinti patiriamą kainų pokyčio riziką.

LITERATŪROS SĄRAŠAS

1. Alexander, C., Deng, J., ir Zou, B. (2023). Hedging with automatic liquidation and leverage selection on bitcoin futures. *European Journal of Operational Research*, 306(1), 478-493.
2. Benoit, S., Colliard, J., Hurlin, C., ir Perignon, C. (2017). Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk. *Review of Finance*, 109-152, doi:10.1093/rof/rfw026
3. Benjelloun, H. (2010). Evans and Archer - forty years later. *Investment Management and Financial Innovations*, 7(1).
4. Benmabrouk, H., ir Suayeh, I. (2019). Momentum profits: Fundamentals or time varying unsystematic risk. *International Journal of Finance & Economics*, 26(1), 777-789, doi:10.1002/ijfe.1819
5. Briere, M., Oosterlinck, K., ir Szafarz, A. (2015). Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with bitcoin. *Journal of Asset Management*, 16, 365-373. Prieiga per: <https://link.springer.com/article/10.1057/jam.2015.5>
6. Bodie, Z., ir Kane, A. (2020). Investments. *Primis Online ISBN: 0-390-32002-1*. Prieiga per: <http://elibrary.gci.edu.np/bitstream/123456789/706/1/BM-802%20Investments%2C%20by%20Bodie%20Z.%2C%20Kane%20A.%2C%20Marcus%20A.J..pdf>
7. Campani, C. H., ir de Brito, L. M. (2018). Private pension funds: passivity at active fund prices. *Revista Contabilidade & Finanças – USP*, 29(76), p. 148-163.
8. Cao, J., Chen, J., Hull, J., ir Poulos, Z. (2021). Deep hedging of derivatives using reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:2103.16409*. Prieiga per: <https://arxiv.org/abs/2103.16409>
9. Choi S., Kim K., ir Park S. (2017). Is systemic risk systematic? Evidence from the U.S. stock markets. *International Journal of Finance & Economics*, 25(4), 642-663, doi:10.1002/ijfe.1772
10. Chua, A. Y., Pal, A., ir Banerjee, S. (2023). AI-enabled investment advice: Will users buy it?. *Computers in Human Behavior*, 138, 107481. Prieiga per: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0747563222003016>
11. Curry, B. (2023) What is A Portfolio? *Forbes Advisor*. Prieiga per: <https://www.forbes.com/advisor/investing/portfolio/>
12. Damodaran, A. (2012). Investment Philosophies, Second Edition. *New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.*
13. Dumbliauskienė, J. E., ir Paužolis, V. (2016). Moderniosios, postmoderniosios portfelio teorijų ir black-litterman modelio palyginimas. *Mokslo taikomieji tyrimai Lietuvos kolegijose*, 1(11)

14. Faia, R., Pinto, T., ir Vale, Z. (2018). Strategic particle swarm inertia selection for electricity markets participation portfolio optimization. *Applied Artificial Intelligence*, 32(7-8), 745–767. doi:10.1080/0883 9514.2018.1506971
15. Fama, E. F., ir French, E. F. (2004) The Capital Asset Pricing Model: Theory and Evidence. *Journal of Economic Perspectives*, vol.18, no.3. Prieiga per: <https://public.websites.umich.edu/~kathrynd/JEP.FamaandFrench.pdf>
16. Filipavičius, V., ir Kazlauskas, L. (2015). Optimalaus investicijų portfelio teoriniai aspektai. *Mokslas - Lietuvos ateitis*. Prieiga per : <https://etalpykla.vilniustech.lt/handle/123456789/151429>
17. Fraser, J. R., ir Simkins, B. J. (2016). The challenges of and solutions for implementing enterprise risk management. *Business horizons*, 59(6), 689-698. Prieiga per: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S000768131630057X>
18. Garbanovas, G. (2010). *Banko vertės ir rizikų portfelio sąveika ir valdymas (daktaro disertacija)*. Vilnius: Technika, 145 p.
19. Gavrilova, I. (2011). Lietuvos investicinių fondų veiklos vertinimas, atsižvelgiant į riziką ir savalaikiškumą. *Mokslas – Lietuvos ateitis*, 3(4), 5–12.
20. Ghasemiyeh, R., Moghdani, R., ir Sana, S. (2017). A hybrid artificial neural network with metaheuristic algorithms for predicting stock price. *Cybernetics and Systems*, 48(4), 365–392. doi:10.1080/01969722.2017.1285162
21. Ghimire, S., Deo, R. C., Raj, N., ir Mi, J. (2019). Wavelet-based 3-phase hybrid SVR model trained with satellitederived predictors, particle swarm optimization and maximum overlap discrete wavelet transform for solar radiation prediction. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 113, 109247. doi:10.1016/j.rser.2019.109247
22. Hammer, B. (2016). Do buy and build strategies increase illiquidity of private equity investments?. *Available at SSRN*. Prieiga per: https://efmaefm.org/0EFMAMEETINGS/EFMA%20ANNUAL%20MEETINGS/2017-Athens/papers/EFMA2017_0237_fullpaper.pdf
23. Han, Y., Zhang, F., Huang, L., Peng, K., ir Wang, X. (2021). Does industrial upgrading promote eco-efficiency?— A panel space estimation based on Chinese evidence. *Energy Policy*, 154, 112286. doi:10.1016/j.enpol.2021.112286
24. Honda T. (2012). The Design of Pension Schemes. Dynamic Optimal Pension Fund Portfolios when Risk Preferences Are Heterogeneous among Pension Participants. *International*.

25. Ispas, C., Lovin, E., ir Tilina, D. (2009). Risk analysis in investment projects. *Annals of DAAAM & Proceedings*, 641-643. Prieiga per: <https://go.gale.com/ps/i.do?id=GALE%7CA224712512&sid=googleScholar&v=2.1&it=r&linkaccess=abs&issn=17269679&p=AONE&sw=w&userGroupName=anon%7Eebc7da64&aty=open-web-entry>
26. Jurevičienė, D., ir Samoškaitė, Š. (2012). II Pakopos Pensijų Fondų Investicijų Gražos, Atsižvelgiant Riziką, Vertinimas. *Business: Theory & Practice*. 2012, 13(4):304-313. doi:10.3846/btp.2012.32.
27. Kim, H. J., Hong, J. S., Hwang, H. C., Kim, S. M., ir Han, D. H. (2020). Comparison of psychological status and investment style between bitcoin investors and share investors. *Frontiers in Psychology*, 11, article 502295. doi:10.3389/fpsyg.2020.502295.
28. Kock, A., Heising, W., ir Gemünden, H. G. (2016). A contingency approach on the impact of front-end success on project portfolio success. *Project Management Journal*, 47(2), 115–129. Prieiga per: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/pmj.21575>
29. Kopmann, J., Kock, A., Killen, C. P., ir Gemünden, H. G. (2017). The role of project portfolio management in fostering both deliberate and emergent strategy. *International Journal of Project Management*, 35(4), 557–570. Prieiga per: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263786317302041>
30. Korovkinas, K., Danėnas, P., ir Garšva, G. (2020). Support vector machine parameter tuning based on particle swarm optimization metaheuristic. *Nonlinear Analysis (Vilnius)*, 25(2), 266–281. doi:10.15388/namc.2020.25.16517
31. Krishnamoorthy, D., N., ir Mahabub Basha, S. (2022). An empirical study on construction portfolio with reference to BSE. *Int J Finance Manage Econ*, 5(1), 110-114.
32. Latchoumi, T. P., Ezhilarasi, T. P., ir Balamurugan, K. (2019). Bio-inspired weighed quantum particle swarm optimization and smooth support vector machine ensembles for identification of abnormalities in medical data. *SN Applied Sciences*, 1(10), 1–10. doi:10.1007/s42452-019-1179-8
33. Lileikienė, A., ir Dauginytė, D. (2009). Investicinio portfelio valdymas: Investicinės gražos ir rizikos subalansavimas. *Journal of Management*, 14(1). Prieiga per: <https://etalpykla.lituanistikadb.lt/object/LT-LDB>
34. Liu, F., Packham, N., Lu, M. J., ir Härdle, W. K. (2023). Hedging cryptos with Bitcoin futures. *Quantitative Finance*, 23(5), 819-841.

35. Liu, W. (2019). Portfolio diversification across cryptocurrencies. *Financ Res Lett* 29:200–205
36. Li, B., Sun, Y., Aw, G., ir Teo, K. L. (2019). Uncertain portfolio optimization problem under a minimax risk measure. *Applied Mathematical Modelling*, 76, 274–281. doi:10.1016/J.APM.2019.06.019
37. Lorenzo, L., ir Arroyo, J. (2023). Online risk-based portfolio allocation on subsets of crypto assets applying a prototype-based clustering algorithm. *Financial Innovation*, 9(1), 25. Prieiga per: <https://link.springer.com/article/10.1186/s40854-022-00438-2>
38. Ma, Y., Ahmad, F., Liu, M. ir Wang, Z. (2020). Portfolio optimization in the era of digital financialization using cryptocurrencies. *Technological Forecasting and Social Change*. doi:10.1016/j.techfore.2020.120265
39. Ma, T., Wang, F., Wang, J., Yao, Y., ir Chen, X. (2017). A combined model based on seasonal autoregressive integrated moving average and modified particle swarm optimization algorithm for electrical load forecasting. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 32(5), 3447–3459. doi:10.3233/JIFS-169283
40. Martinkutė-Kaulienė, R. ir Stasytė, V. (2018). Rizikos valdymas. Vilnius: VGTU leidykla Technika.
41. Naimy, V., Haddad, O., Fernández-Avilés, G., ir El Khoury, R. (2021). The predictive capacity of GARCH-type models in measuring the volatility of crypto and world currencies. *PloS one*, 16(1), e0245904
42. Obeng, C. (2021). Measuring Value at Risk using GARCH model-evidence from the cryptocurrency market. *International Journal of Entrepreneurial Knowledge*, 9(2), 63-84.
43. Oyenubi, A. (2016). Diversification Measures and the Optimal Number of Stocks in a Portfolio: An Information Theoretic Explanation. *Computational Economics* 54, 1443–1471, doi:10.1007/s10614-016-9600-5
44. Olsson, R. (2008). Risk management in a multi-project environment: An approach to manage portfolio risks. *International Journal of Quality and Reliability Management*, 25(1), 60–71. Prieiga per: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/8756972819866577>
45. Pavolova, H., Bakalar, T., Kyšela, K., Klimek, M., Hajduova, Z., ir Zawada, M. (2021). The analysis of investment into industries based on portfolio managers. *Acta Montanistica Slovaca*, 26(1). Prieiga per: <https://pdfs.semanticscholar.org/ab37/72546b158fc47a0f00f1f047071430ddf831.pdf>

46. Poteiko, V., ir Martinkutė-Kaulienė, R. (2022). Daugiakriterinių metodų taikymas investicinio portfelio formavimui. *Ekonomika ir vadyba*. Prieiga per: <https://etalpykla.vilniustech.lt/handle/123456789/114395>
47. Rutkauskas, A. V. (2017). *Išvalgus investavimas ugdant universalųjį plėtros tvarumą*. Vilnius: Technika.
48. Rutkauskas, A. V., ir Martinkutė, R. (2007). *Investicijų portfelio anatomija ir valdymas*. Vilnius: VGTU leidykla Technika
49. Rutkauskas, A. V., Stasytyte, V., ir Martinkute-Kauliene, R. (2021). Seeking the investment portfolio efficiency applying the artificial intelligence. *Transformations in Business & Economics*, 20(3).
50. Sebastiao, H., ir Godinho, P. (2020). Bitcoin futures: An effective tool for hedging cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 33, 101230. doi:10.1016/j.frl.2019.07.003
51. Shahbazi, Z., ir Byun, Y. C. (2022). Machine learning-based analysis of cryptocurrency market financial risk management. *Ieee access*, 10, 37848-37856. Prieiga per: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9743945>
52. Sourd, V., L. (2007). Performance Measurement for Traditional Investment. Literature Survey. *Edhes Business School: Lille – Nice*.
53. Stasytytė, V. (2011). *Investicijų portfelio sprendimų paramos sistema (daktaro disertacija)*. Vilniaus Gedimino technikos universitetas, Vilnius: Technika, 164 p.
54. Tarnoczi, T. ir Kulcsar, E. (2013). The comparative risk and performance analysis of Hungarian and Romanian exchange indices. *Annals of the University of Oradea, Economic Science Series*, 22(2), 451-462
55. Teller, J., Kock A., ir Gemünden H. G. (2014). Risk management in project portfolios is more than managing project risks: A contingency perspective on risk management. *Project Management Journal*, 45(4), 67–80. Prieiga per: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/pmj.21431>
56. Wang, Y., Wu, C., ir Yang, L. (2015). Hedging with futures: Does anything beat the naïve hedging strategy? *Management Science*, 61(12), 2870–2889. doi:10.1287/mnsc.2014.2028
57. Zhang, H. (2020). Optimization of risk control in financial markets based on particle swarm optimization algorithm. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 368, 112530. doi:10.1016/j.cam.2019.112530

PRIEDAI

1 PRIEDAS

KRIPTOVALIUTŲ KAINŲ DUOMENYS

Bitcoin kriptovaliutos kainų duomenys 2023-07-01 – 2024-06-30.

Data	Bitcoin	Data	Bitcoin	Data	Bitcoin	Data	Bitcoin	Data	Bitcoin
7/3/2023	31,156	9/12/2023	25,840	11/23/2023	37,294	2/7/2024	44,350	4/23/2024	66,414
7/4/2023	30,767	9/13/2023	26,222	11/24/2023	37,714	2/8/2024	45,289	4/24/2024	64,290
7/5/2023	30,505	9/14/2023	26,523	11/27/2023	37,243	2/9/2024	47,133	4/25/2024	64,498
7/6/2023	29,895	9/15/2023	26,600	11/28/2023	37,819	2/12/2024	49,917	4/26/2024	63,770
7/7/2023	30,345	9/18/2023	26,763	11/29/2023	37,855	2/13/2024	49,700	4/29/2024	63,866
7/10/2023	30,412	9/19/2023	27,210	11/30/2023	37,724	2/14/2024	51,795	4/30/2024	60,672
7/11/2023	30,622	9/20/2023	27,125	12/1/2023	38,683	2/15/2024	51,880	5/2/2024	59,061
7/12/2023	30,380	9/21/2023	26,568	12/4/2023	41,991	2/16/2024	52,124	5/3/2024	62,882
7/13/2023	31,454	9/22/2023	26,580	12/5/2023	44,073	2/20/2024	52,259	5/6/2024	63,165
7/14/2023	30,312	9/25/2023	26,305	12/6/2023	43,763	2/21/2024	51,849	5/7/2024	62,312
7/17/2023	30,138	9/26/2023	26,222	12/7/2023	43,273	2/22/2024	51,288	5/8/2024	61,193
7/18/2023	29,859	9/27/2023	26,373	12/8/2023	44,171	2/23/2024	50,744	5/9/2024	63,074
7/19/2023	29,909	9/28/2023	27,021	12/11/2023	41,253	2/26/2024	54,476	5/10/2024	60,800
7/20/2023	29,800	9/29/2023	26,907	12/12/2023	41,492	2/27/2024	57,037	5/13/2024	62,940
7/21/2023	29,902	10/2/2023	27,495	12/13/2023	42,869	2/28/2024	62,432	5/14/2024	61,577
7/24/2023	29,177	10/3/2023	27,426	12/14/2023	43,022	2/29/2024	61,131	5/15/2024	66,207
7/25/2023	29,229	10/4/2023	27,779	12/15/2023	41,940	3/1/2024	62,388	5/16/2024	65,235
7/26/2023	29,352	10/5/2023	27,410	12/18/2023	42,658	3/4/2024	68,246	5/17/2024	67,024
7/27/2023	29,223	10/6/2023	27,931	12/19/2023	42,276	3/5/2024	63,724	5/20/2024	71,447
7/28/2023	29,314	10/9/2023	27,590	12/20/2023	43,669	3/6/2024	66,074	5/21/2024	70,148
7/31/2023	29,232	10/10/2023	27,390	12/21/2023	43,862	3/7/2024	66,823	5/22/2024	69,167
8/1/2023	29,706	10/11/2023	26,876	12/22/2023	43,969	3/8/2024	68,124	5/23/2024	67,970
8/2/2023	29,186	10/12/2023	26,760	12/27/2023	43,429	3/11/2024	72,078	5/24/2024	68,550
8/3/2023	29,194	10/13/2023	26,862	12/28/2023	42,564	3/12/2024	71,452	5/27/2024	69,436
8/4/2023	29,114	10/16/2023	28,501	12/29/2023	42,067	3/13/2024	73,072	5/28/2024	68,398
8/7/2023	29,211	10/17/2023	28,396	1/2/2024	44,947	3/14/2024	71,389	5/29/2024	67,652
8/8/2023	29,770	10/18/2023	28,320	1/3/2024	42,845	3/15/2024	69,500	5/30/2024	68,352
8/9/2023	29,582	10/19/2023	28,714	1/4/2024	44,151	3/18/2024	67,610	5/31/2024	67,540
8/10/2023	29,456	10/20/2023	29,669	1/5/2024	44,145	3/19/2024	61,937	6/3/2024	68,810
8/11/2023	29,426	10/23/2023	33,070	1/8/2024	46,951	3/20/2024	67,841	6/4/2024	70,538
8/14/2023	29,431	10/24/2023	33,923	1/9/2024	46,110	3/21/2024	65,501	6/5/2024	71,108
8/15/2023	29,200	10/25/2023	34,496	1/10/2024	46,654	3/22/2024	63,797	6/6/2024	70,799
8/16/2023	28,731	10/26/2023	34,152	1/11/2024	46,339	3/25/2024	69,880	6/7/2024	69,356
8/17/2023	26,623	10/27/2023	33,892	1/12/2024	42,783	3/26/2024	69,988	6/10/2024	69,540
8/18/2023	26,054	10/30/2023	34,475	1/15/2024	42,511	3/27/2024	69,470	6/11/2024	67,314
8/21/2023	26,127	10/31/2023	34,640	1/16/2024	43,138	3/28/2024	70,781	6/12/2024	68,264
8/22/2023	26,056	11/1/2023	35,421	1/17/2024	42,776	4/2/2024	65,464	6/13/2024	66,773
8/23/2023	26,433	11/2/2023	34,942	1/18/2024	41,328	4/3/2024	65,963	6/14/2024	66,044
8/24/2023	26,180	11/3/2023	34,717	1/19/2024	41,659	4/4/2024	68,488	6/17/2024	66,504
8/25/2023	26,060	11/6/2023	35,046	1/22/2024	39,568	4/5/2024	67,821	6/18/2024	65,175
8/28/2023	26,120	11/7/2023	35,399	1/23/2024	39,898	4/8/2024	71,620	6/19/2024	64,974
8/29/2023	27,716	11/8/2023	35,625	1/24/2024	40,085	4/9/2024	69,146	6/20/2024	64,870
8/30/2023	27,300	11/9/2023	36,701	1/25/2024	39,961	4/10/2024	70,631	6/21/2024	64,144
8/31/2023	25,941	11/13/2023	36,463	1/26/2024	41,824	4/11/2024	70,006	6/24/2024	60,293
9/1/2023	25,805	11/14/2023	35,551	1/29/2024	43,303	4/12/2024	67,117	6/25/2024	61,806
9/4/2023	25,826	11/15/2023	37,858	1/30/2024	42,941	4/15/2024	63,420	6/26/2024	60,865
9/5/2023	25,792	11/16/2023	36,164	1/31/2024	42,580	4/16/2024	63,793	6/27/2024	61,706
9/6/2023	25,760	11/17/2023	36,614	2/1/2024	43,083	4/17/2024	61,277	6/28/2024	60,428
9/7/2023	26,255	11/20/2023	37,449	2/2/2024	43,200	4/18/2024	63,470		
9/8/2023	25,911	11/21/2023	35,742	2/5/2024	42,709	4/19/2024	63,818		

9/11/2023	25,163	11/22/2023	37,408	2/6/2024	43,099	4/22/2024	66,819		
-----------	--------	------------	--------	----------	--------	-----------	--------	--	--

Ethereum kriptovaliutos kainų duomenys 2023-07-01 – 2024-06-30.

Data	Ethereum	Data	Ethereum	Data	Ethereum	Data	Ethereum	Data	Ethereum
7/3/2023	1,956	9/12/2023	1,593	11/23/2023	2,062	2/7/2024	2,425	4/23/2024	3,219
7/4/2023	1,936	9/13/2023	1,608	11/24/2023	2,081	2/8/2024	2,420	4/24/2024	3,141
7/5/2023	1,910	9/14/2023	1,626	11/27/2023	2,028	2/9/2024	2,487	4/25/2024	3,156
7/6/2023	1,846	9/15/2023	1,641	11/28/2023	2,048	2/12/2024	2,660	4/26/2024	3,131
7/7/2023	1,871	9/18/2023	1,637	11/29/2023	2,029	2/13/2024	2,640	4/29/2024	3,217
7/10/2023	1,880	9/19/2023	1,643	11/30/2023	2,052	2/14/2024	2,775	4/30/2024	3,014
7/11/2023	1,878	9/20/2023	1,622	12/1/2023	2,087	2/15/2024	2,823	5/2/2024	2,986
7/12/2023	1,872	9/21/2023	1,584	12/4/2023	2,243	2/16/2024	2,802	5/3/2024	3,103
7/13/2023	2,004	9/22/2023	1,593	12/5/2023	2,293	2/20/2024	3,015	5/6/2024	3,063
7/14/2023	1,938	9/25/2023	1,588	12/6/2023	2,233	2/21/2024	2,968	5/7/2024	3,006
7/17/2023	1,911	9/26/2023	1,594	12/7/2023	2,356	2/22/2024	2,971	5/8/2024	2,974
7/18/2023	1,897	9/27/2023	1,599	12/8/2023	2,359	2/23/2024	2,922	5/9/2024	3,036
7/19/2023	1,889	9/28/2023	1,653	12/11/2023	2,225	2/26/2024	3,176	5/10/2024	2,910
7/20/2023	1,892	9/29/2023	1,667	12/12/2023	2,203	2/27/2024	3,242	5/13/2024	2,951
7/21/2023	1,892	10/2/2023	1,662	12/13/2023	2,260	2/28/2024	3,383	5/14/2024	2,882
7/24/2023	1,850	10/3/2023	1,657	12/14/2023	2,315	2/29/2024	3,340	5/15/2024	3,033
7/25/2023	1,858	10/4/2023	1,647	12/15/2023	2,221	3/1/2024	3,433	5/16/2024	2,945
7/26/2023	1,872	10/5/2023	1,612	12/18/2023	2,219	3/4/2024	3,628	5/17/2024	3,092
7/27/2023	1,861	10/6/2023	1,645	12/19/2023	2,178	3/5/2024	3,554	5/20/2024	3,662
7/28/2023	1,874	10/9/2023	1,580	12/20/2023	2,202	3/6/2024	3,819	5/21/2024	3,790
7/31/2023	1,856	10/10/2023	1,568	12/21/2023	2,240	3/7/2024	3,869	5/22/2024	3,738
8/1/2023	1,873	10/11/2023	1,567	12/22/2023	2,325	3/8/2024	3,883	5/23/2024	3,784
8/2/2023	1,840	10/12/2023	1,540	12/27/2023	2,378	3/11/2024	4,065	5/24/2024	3,728
8/3/2023	1,836	10/13/2023	1,552	12/28/2023	2,344	3/12/2024	3,980	5/27/2024	3,894
8/4/2023	1,830	10/16/2023	1,599	12/29/2023	2,299	3/13/2024	4,005	5/28/2024	3,845
8/7/2023	1,829	10/17/2023	1,565	1/2/2024	2,355	3/14/2024	3,882	5/29/2024	3,767
8/8/2023	1,856	10/18/2023	1,563	1/3/2024	2,210	3/15/2024	3,742	5/30/2024	3,748
8/9/2023	1,855	10/19/2023	1,567	1/4/2024	2,267	3/18/2024	3,520	5/31/2024	3,762
8/10/2023	1,852	10/20/2023	1,604	1/5/2024	2,269	3/19/2024	3,159	6/3/2024	3,767
8/11/2023	1,849	10/23/2023	1,765	1/8/2024	2,330	3/20/2024	3,517	6/4/2024	3,810
8/14/2023	1,846	10/24/2023	1,785	1/9/2024	2,344	3/21/2024	3,493	6/5/2024	3,866
8/15/2023	1,829	10/25/2023	1,787	1/10/2024	2,584	3/22/2024	3,336	6/6/2024	3,813
8/16/2023	1,808	10/26/2023	1,803	1/11/2024	2,618	3/25/2024	3,590	6/7/2024	3,678
8/17/2023	1,681	10/27/2023	1,779	1/12/2024	2,523	3/26/2024	3,587	6/10/2024	3,668
8/18/2023	1,662	10/30/2023	1,809	1/15/2024	2,512	3/27/2024	3,501	6/11/2024	3,497
8/21/2023	1,668	10/31/2023	1,815	1/16/2024	2,587	3/28/2024	3,560	6/12/2024	3,560
8/22/2023	1,635	11/1/2023	1,847	1/17/2024	2,530	4/2/2024	3,279	6/13/2024	3,469
8/23/2023	1,680	11/2/2023	1,801	1/18/2024	2,471	4/3/2024	3,311	6/14/2024	3,482
8/24/2023	1,661	11/3/2023	1,833	1/19/2024	2,492	4/4/2024	3,327	6/17/2024	3,511
8/25/2023	1,654	11/6/2023	1,901	1/22/2024	2,314	4/5/2024	3,318	6/18/2024	3,483
8/28/2023	1,653	11/7/2023	1,885	1/23/2024	2,243	4/8/2024	3,695	6/19/2024	3,561
8/29/2023	1,729	11/8/2023	1,888	1/24/2024	2,235	4/9/2024	3,506	6/20/2024	3,513
8/30/2023	1,705	11/9/2023	2,121	1/25/2024	2,219	4/10/2024	3,546	6/21/2024	3,519
8/31/2023	1,646	11/13/2023	2,054	1/26/2024	2,268	4/11/2024	3,503	6/24/2024	3,353
9/1/2023	1,629	11/14/2023	1,979	1/29/2024	2,318	4/12/2024	3,237	6/25/2024	3,395
9/4/2023	1,631	11/15/2023	2,058	1/30/2024	2,343	4/15/2024	3,102	6/26/2024	3,371
9/5/2023	1,634	11/16/2023	1,962	1/31/2024	2,283	4/16/2024	3,084	6/27/2024	3,450
9/6/2023	1,633	11/17/2023	1,961	2/1/2024	2,304	4/17/2024	2,985	6/28/2024	3,380
9/7/2023	1,648	11/20/2023	2,021	2/2/2024	2,309	4/18/2024	3,064		
9/8/2023	1,636	11/21/2023	1,933	2/5/2024	2,302	4/19/2024	3,056		
9/11/2023	1,552	11/22/2023	2,063	2/6/2024	2,373	4/22/2024	3,200		

Solana kriptovaliutos kainų duomenys 2023-07-01 – 2024-06-30.

Data	Solana	Data	Solana	Data	Solana	Data	Solana	Data	Solana
7/3/2023	19.26	9/12/2023	17.92	11/23/2023	56.51	2/7/2024	101.14	4/23/2024	154.75
7/4/2023	19.13	9/13/2023	18.40	11/24/2023	56.86	2/8/2024	102.76	4/24/2024	147.78
7/5/2023	19.00	9/14/2023	18.85	11/27/2023	55.06	2/9/2024	106.94	4/25/2024	144.84
7/6/2023	19.61	9/15/2023	19.14	11/28/2023	58.18	2/12/2024	111.64	4/26/2024	139.23
7/7/2023	21.50	9/18/2023	19.64	11/29/2023	59.31	2/13/2024	112.48	4/29/2024	137.77
7/10/2023	21.30	9/19/2023	20.03	11/30/2023	59.30	2/14/2024	116.97	4/30/2024	126.77
7/11/2023	22.07	9/20/2023	20.29	12/1/2023	59.75	2/15/2024	113.50	5/2/2024	137.58
7/12/2023	21.94	9/21/2023	19.46	12/4/2023	61.64	2/16/2024	110.33	5/3/2024	143.69
7/13/2023	26.01	9/22/2023	19.43	12/5/2023	61.03	2/20/2024	108.31	5/6/2024	152.82
7/14/2023	26.67	9/25/2023	19.39	12/6/2023	61.85	2/21/2024	105.03	5/7/2024	148.03
7/17/2023	26.80	9/26/2023	19.03	12/7/2023	67.74	2/22/2024	101.76	5/8/2024	142.18
7/18/2023	25.54	9/27/2023	19.14	12/8/2023	74.94	2/23/2024	99.90	5/9/2024	152.57
7/19/2023	26.31	9/28/2023	19.96	12/11/2023	70.25	2/26/2024	109.90	5/10/2024	146.01
7/20/2023	25.38	9/29/2023	20.28	12/12/2023	68.60	2/27/2024	108.36	5/13/2024	147.54
7/21/2023	25.50	10/2/2023	23.37	12/13/2023	70.62	2/28/2024	119.03	5/14/2024	142.03
7/24/2023	23.37	10/3/2023	23.60	12/14/2023	75.68	2/29/2024	125.68	5/15/2024	158.52
7/25/2023	23.27	10/4/2023	23.13	12/15/2023	72.51	3/1/2024	129.43	5/16/2024	159.37
7/26/2023	25.17	10/5/2023	22.70	12/18/2023	74.42	3/4/2024	133.27	5/17/2024	169.44
7/27/2023	25.10	10/6/2023	23.41	12/19/2023	73.00	3/5/2024	125.31	5/20/2024	186.70
7/28/2023	24.82	10/9/2023	22.10	12/20/2023	82.21	3/6/2024	130.79	5/21/2024	178.15
7/31/2023	23.73	10/10/2023	22.11	12/21/2023	93.84	3/7/2024	143.82	5/22/2024	176.95
8/1/2023	24.05	10/11/2023	22.01	12/22/2023	97.90	3/8/2024	144.79	5/23/2024	176.16
8/2/2023	23.15	10/12/2023	21.28	12/27/2023	106.91	3/11/2024	148.83	5/24/2024	167.70
8/3/2023	22.65	10/13/2023	21.84	12/28/2023	101.80	3/12/2024	151.05	5/27/2024	170.15
8/4/2023	22.80	10/16/2023	23.95	12/29/2023	106.17	3/13/2024	163.90	5/28/2024	168.68
8/7/2023	23.12	10/17/2023	23.93	1/2/2024	106.73	3/14/2024	176.65	5/29/2024	168.32
8/8/2023	24.22	10/18/2023	23.42	1/3/2024	98.52	3/15/2024	183.95	5/30/2024	166.88
8/9/2023	24.38	10/19/2023	24.93	1/4/2024	104.91	3/18/2024	195.92	5/31/2024	165.65
8/10/2023	24.62	10/20/2023	27.03	1/5/2024	99.94	3/19/2024	169.82	6/3/2024	164.89
8/11/2023	24.62	10/23/2023	31.88	1/8/2024	97.88	3/20/2024	191.77	6/4/2024	171.78
8/14/2023	25.18	10/24/2023	30.17	1/9/2024	99.36	3/21/2024	179.46	6/5/2024	173.54
8/15/2023	23.90	10/25/2023	32.44	1/10/2024	102.00	3/22/2024	175.21	6/6/2024	170.15
8/16/2023	22.82	10/26/2023	32.77	1/11/2024	99.90	3/25/2024	188.99	6/7/2024	162.50
8/17/2023	21.66	10/27/2023	31.73	1/12/2024	92.12	3/26/2024	190.46	6/10/2024	159.05
8/18/2023	21.34	10/30/2023	34.94	1/15/2024	94.36	3/27/2024	186.33	6/11/2024	149.31
8/21/2023	21.20	10/31/2023	38.40	1/16/2024	97.61	3/28/2024	189.63	6/12/2024	155.22
8/22/2023	20.59	11/1/2023	41.15	1/17/2024	102.10	4/2/2024	181.53	6/13/2024	147.29
8/23/2023	21.74	11/2/2023	40.23	1/18/2024	94.40	4/3/2024	185.05	6/14/2024	143.05
8/24/2023	21.06	11/3/2023	39.45	1/19/2024	93.62	4/4/2024	184.00	6/17/2024	143.27
8/25/2023	20.42	11/6/2023	42.16	1/22/2024	83.84	4/5/2024	174.37	6/18/2024	137.41
8/28/2023	20.56	11/7/2023	42.93	1/23/2024	84.35	4/8/2024	180.68	6/19/2024	135.62
8/29/2023	21.79	11/8/2023	43.13	1/24/2024	88.77	4/9/2024	172.42	6/20/2024	133.55
8/30/2023	20.82	11/9/2023	45.29	1/25/2024	86.91	4/10/2024	173.31	6/21/2024	134.60
8/31/2023	19.74	11/13/2023	51.60	1/26/2024	92.28	4/11/2024	172.37	6/24/2024	132.33
9/1/2023	19.33	11/14/2023	56.81	1/29/2024	101.68	4/12/2024	153.16	6/25/2024	136.58
9/4/2023	19.52	11/15/2023	65.43	1/30/2024	101.40	4/15/2024	138.51	6/26/2024	136.81
9/5/2023	20.26	11/16/2023	57.80	1/31/2024	96.96	4/16/2024	136.22	6/27/2024	149.71
9/6/2023	19.64	11/17/2023	58.51	2/1/2024	97.81	4/17/2024	131.84	6/28/2024	140.03
9/7/2023	19.92	11/20/2023	56.57	2/2/2024	100.58	4/18/2024	142.07		
9/8/2023	19.61	11/21/2023	51.65	2/5/2024	95.66	4/19/2024	142.50		
9/11/2023	17.72	11/22/2023	57.56	2/6/2024	96.88	4/22/2024	156.95		

BNB kriptovaliutos kainų duomenys 2023-07-01 – 2024-06-30.

Data	BNB	Data	BNB	Data	BNB	Data	BNB	Data	BNB
7/3/2023	247	9/12/2023	211	11/23/2023	234	2/7/2024	307	4/23/2024	606
7/4/2023	243	9/13/2023	213	11/24/2023	233	2/8/2024	319	4/24/2024	609
7/5/2023	239	9/14/2023	212	11/27/2023	227	2/9/2024	324	4/25/2024	613
7/6/2023	232	9/15/2023	214	11/28/2023	230	2/12/2024	328	4/26/2024	598
7/7/2023	236	9/18/2023	216	11/29/2023	227	2/13/2024	325	4/29/2024	593
7/10/2023	246	9/19/2023	217	11/30/2023	228	2/14/2024	334	4/30/2024	578
7/11/2023	249	9/20/2023	214	12/1/2023	229	2/15/2024	354	5/2/2024	561
7/12/2023	244	9/21/2023	211	12/4/2023	234	2/16/2024	360	5/3/2024	587
7/13/2023	256	9/22/2023	211	12/5/2023	231	2/20/2024	355	5/6/2024	588
7/14/2023	248	9/25/2023	210	12/6/2023	229	2/21/2024	379	5/7/2024	577
7/17/2023	244	9/26/2023	213	12/7/2023	233	2/22/2024	383	5/8/2024	589
7/18/2023	240	9/27/2023	212	12/8/2023	239	2/23/2024	376	5/9/2024	597
7/19/2023	241	9/28/2023	215	12/11/2023	246	2/26/2024	402	5/10/2024	586
7/20/2023	243	9/29/2023	215	12/12/2023	255	2/27/2024	395	5/13/2024	592
7/21/2023	244	10/2/2023	215	12/13/2023	252	2/28/2024	415	5/14/2024	567
7/24/2023	239	10/3/2023	214	12/14/2023	253	2/29/2024	399	5/15/2024	581
7/25/2023	238	10/4/2023	213	12/15/2023	245	3/1/2024	407	5/16/2024	569
7/26/2023	239	10/5/2023	211	12/18/2023	242	3/4/2024	418	5/17/2024	581
7/27/2023	241	10/6/2023	213	12/19/2023	253	3/5/2024	394	5/20/2024	600
7/28/2023	242	10/9/2023	206	12/20/2023	260	3/6/2024	429	5/21/2024	619
7/31/2023	241	10/10/2023	209	12/21/2023	272	3/7/2024	475	5/22/2024	615
8/1/2023	248	10/11/2023	207	12/22/2023	271	3/8/2024	486	5/23/2024	599
8/2/2023	241	10/12/2023	205	12/27/2023	324	3/11/2024	523	5/24/2024	600
8/3/2023	241	10/13/2023	206	12/28/2023	323	3/12/2024	538	5/27/2024	604
8/4/2023	242	10/16/2023	215	12/29/2023	314	3/13/2024	631	5/28/2024	602
8/7/2023	242	10/17/2023	211	1/2/2024	312	3/14/2024	603	5/29/2024	596
8/8/2023	245	10/18/2023	210	1/3/2024	316	3/15/2024	633	5/30/2024	595
8/9/2023	244	10/19/2023	211	1/4/2024	324	3/18/2024	555	5/31/2024	594
8/10/2023	242	10/20/2023	212	1/5/2024	318	3/19/2024	508	6/3/2024	626
8/11/2023	240	10/23/2023	229	1/8/2024	304	3/20/2024	557	6/4/2024	686
8/14/2023	240	10/24/2023	225	1/9/2024	301	3/21/2024	554	6/5/2024	699
8/15/2023	237	10/25/2023	222	1/10/2024	306	3/22/2024	554	6/6/2024	711
8/16/2023	232	10/26/2023	223	1/11/2024	308	3/25/2024	587	6/7/2024	684
8/17/2023	218	10/27/2023	224	1/12/2024	297	3/26/2024	580	6/10/2024	625
8/18/2023	216	10/30/2023	228	1/15/2024	318	3/27/2024	574	6/11/2024	603
8/21/2023	210	10/31/2023	226	1/16/2024	315	3/28/2024	583	6/12/2024	619
8/22/2023	211	11/1/2023	228	1/17/2024	309	4/2/2024	551	6/13/2024	600
8/23/2023	217	11/2/2023	232	1/18/2024	313	4/3/2024	562	6/14/2024	603
8/24/2023	219	11/3/2023	230	1/19/2024	315	4/4/2024	586	6/17/2024	604
8/25/2023	218	11/6/2023	255	1/22/2024	306	4/5/2024	578	6/18/2024	589
8/28/2023	219	11/7/2023	246	1/23/2024	299	4/8/2024	586	6/19/2024	599
8/29/2023	227	11/8/2023	247	1/24/2024	293	4/9/2024	581	6/20/2024	588
8/30/2023	224	11/9/2023	252	1/25/2024	292	4/10/2024	610	6/21/2024	586
8/31/2023	217	11/13/2023	241	1/26/2024	302	4/11/2024	605	6/24/2024	568
9/1/2023	214	11/14/2023	242	1/29/2024	311	4/12/2024	596	6/25/2024	578
9/4/2023	215	11/15/2023	254	1/30/2024	308	4/15/2024	553	6/26/2024	573
9/5/2023	215	11/16/2023	243	1/31/2024	301	4/16/2024	538	6/27/2024	582
9/6/2023	215	11/17/2023	245	2/1/2024	300	4/17/2024	534	6/28/2024	567
9/7/2023	217	11/20/2023	253	2/2/2024	301	4/18/2024	552		
9/8/2023	215	11/21/2023	226	2/5/2024	301	4/19/2024	554		
9/11/2023	206	11/22/2023	236	2/6/2024	303	4/22/2024	605		

VAR PALYGINIMŲ PROGRAMINIS KODAS

Kripto valiutos kainų duomenų paėmimas iš Binance

```
api_key = 'U7omUv64y1nWTorfwnCsjT0wBTQ7F8tbwypYT97jQqWbwBX4Ojnv6a7eQCC9KAEE'
api_secret = '2zceFu7ymG3xzKHCepSDikl7JU2P3hO31fWai3Us9XuXZzYKEenz7iPrneeDWrcB'
```

```
client = Client(api_key, api_secret)
```

```
start_time = '2022-07-01'
```

```
end_time = '2024-06-30'
```

```
klines = client.get_historical_klines("BTCUSDT", Client.KLINE_INTERVAL_1DAY, start_time,
end_time)
```

```
df = pd.DataFrame(klines)
```

```
df.columns = ['Open time',
              'Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume',
              'Close time', 'Quote asset volume', 'Number of trades',
              'Taker buy base asset volume', 'Taker buy quote asset volume',
              'Ignore']
```

```
df.drop('Ignore', axis=1, inplace=True)
```

```
df['Open time'] = pd.to_datetime(df['Open time'], unit='ms')
```

```
df['Open time'] = df['Open time'].dt.strftime('%Y-%m-%d')
print(df)
```

```
Data = df['Close']
```

```
Data = df[['Open time', 'Close']]
```

```
Data['Open time'] = Data['Open time'].apply(pd.to_datetime)
```

```
Data.set_index('Open time', inplace=True)
```

```
returns = Data.pct_change()
```

Kodas pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį ir stacionarumo patikrinimui

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
```

```

import seaborn as sns
from scipy import stats

sns.histplot(returns, kde=True)
plt.title("Duomenų histograma")
plt.show()

ax = plt.gca()
stats.probplot(returns, plot=ax)
plt.title("Q-Q grafikas")
plt.show()

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(returns)
plt.title('Laiko eilutės grafikas')
plt.show()

result = adfuller(returns)
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
print('Critical Values:')
for key, value in result[4].items():
    print('\t%s:  %.3f' % (key, value))

```

Kodas, skirtas rasti geriausiai tinkantį GARCH modelį duomenims

```

import pandas as pd
import numpy as np
import statsmodels.api as sm
from arch import arch_model

models = {}
for p in range(1, 3):
    for q in range(1, 3):
        model = arch_model(returns, mean='Constant', vol='GARCH', p=p, q=q)
        res = model.fit()
        models[(p,q)] = res

aic = {}
for model in models:
    aic[model] = models[model].aic

best_model = min(aic, key=aic.get)
print('Geriausias modelis:', best_model)

```


Kodas, skirtas palyginti standartinį VaR su modifikuotu VaR

```
import pandas as pd
import numpy as np
from arch import arch_model
from scipy.stats import norm

confidence_level = 0.95
window_size = 252

var_results = []

for i in range(window_size, len(df)):
    window_data = df[i-window_size:i]

    model = arch_model(window_data, mean='Constant', vol='GARCH', p=1, q=1)
    res = model.fit()
    forecast = res.forecast(horizon=1)
    var_garch = forecast.variance.iloc[-1, 0] ** 0.5 * norm.ppf(1 - confidence_level)
    var_results.append(var_garch)

def var_historical(df, confidence_level=0.95):
    return np.percentile(df, 100 * (1 - confidence_level))

var_results1 = []

for i in range(window_size, len(df)):
    window_data = df[i-window_size:i]

    var_historical_value = var_historical(window_data, confidence_level)
    var_results1.append(var_historical_value)
var_historical_violations = sum(returns < var_historical(returns, confidence_level))
var_garch_violations = sum(returns < var_results)

print("Standartinio VaR viršijimų skaičius:", var_historical_violations)
print("GARCH VaR viršijimų skaičius:", var_garch_violations)
```

GARCH MODELIŲ ĮVERTINIMO PROCESŲ IŠKLOTINĖS

Bitcoin (1, 2) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```

Iteration:    1,  Func. Count:    7,  Neg. LLF: 34348397.03606843
Iteration:    2,  Func. Count:   19,  Neg. LLF: 128.67407169708972
Iteration:    3,  Func. Count:   29,  Neg. LLF: -345.6218778248975
Iteration:    4,  Func. Count:   36,  Neg. LLF: -512.383240282737
Iteration:    5,  Func. Count:   43,  Neg. LLF: -504.4164018475979
Iteration:    6,  Func. Count:   50,  Neg. LLF: -525.7700180056186
Iteration:    7,  Func. Count:   57,  Neg. LLF: -410.4935689304717
Iteration:    8,  Func. Count:   64,  Neg. LLF: -522.2191563541394
Iteration:    9,  Func. Count:   71,  Neg. LLF: -475.0035952539308
Iteration:   10,  Func. Count:   78,  Neg. LLF: -528.6072868115778
Iteration:   11,  Func. Count:   85,  Neg. LLF: -530.1136635376481
Iteration:   12,  Func. Count:   92,  Neg. LLF: -530.5722407947011
Iteration:   13,  Func. Count:   99,  Neg. LLF: -530.5779164271223
Iteration:   14,  Func. Count:  106,  Neg. LLF: -530.6679485125348
Iteration:   15,  Func. Count:  112,  Neg. LLF: -531.0177803721597
Iteration:   16,  Func. Count:  118,  Neg. LLF: -528.6154279305438
Iteration:   17,  Func. Count:  125,  Neg. LLF: -531.0878454117319
Iteration:   18,  Func. Count:  131,  Neg. LLF: -531.0878319239248
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -531.0878454099765
Iterations: 18
Function evaluations: 141
Gradient evaluations: 18

```

Bitcoin (2, 1) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```

Iteration:    1,  Func. Count:    7,  Neg. LLF: 156304192.8244772
Iteration:    2,  Func. Count:   19,  Neg. LLF: 6565440.422040422
Iteration:    3,  Func. Count:   33,  Neg. LLF: 447034.34371925093
Iteration:    4,  Func. Count:   46,  Neg. LLF: 1229.541580310621
Iteration:    5,  Func. Count:   56,  Neg. LLF: 15774778.089499243
Iteration:    6,  Func. Count:   68,  Neg. LLF: 45132.77510326639
Iteration:    7,  Func. Count:   79,  Neg. LLF: 1783784.7058610674
Iteration:    8,  Func. Count:   91,  Neg. LLF: 1434042.0924864328
Iteration:    9,  Func. Count:  103,  Neg. LLF: 10520.450036316945
Iteration:   10,  Func. Count:  114,  Neg. LLF: 3996186.6321885306
Iteration:   11,  Func. Count:  125,  Neg. LLF: -529.4197954199913
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -529.4197907755732
Iterations: 15
Function evaluations: 125
Gradient evaluations: 11

```

Bitcoin (2, 2) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```

Iteration:    1,  Func. Count:    8,  Neg. LLF: 165143918.9939614
Iteration:    2,  Func. Count:   21,  Neg. LLF: 167703.45940520387
Iteration:    3,  Func. Count:   34,  Neg. LLF: 1993499415.6463964
Iteration:    4,  Func. Count:   48,  Neg. LLF: 2618482.4316100865
Iteration:    5,  Func. Count:   61,  Neg. LLF: 5149.44760082202
Iteration:    6,  Func. Count:   73,  Neg. LLF: 9394932.183925543
Iteration:    7,  Func. Count:   86,  Neg. LLF: 6569.266231928692
Iteration:    8,  Func. Count:   98,  Neg. LLF: 84942602.83643778
Iteration:    9,  Func. Count:  111,  Neg. LLF: 7517870.494277708
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -529.992092342469
Iterations: 12
Function evaluations: 119
Gradient evaluations: 9

```

Ethereum (1, 1) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      6,  Neg. LLF: 1245907.5778517073
Iteration:      2,  Func. Count:     17,  Neg. LLF: 165496.21873870664
Iteration:      3,  Func. Count:     28,  Neg. LLF: 1918762.875566574
Iteration:      4,  Func. Count:     39,  Neg. LLF: 1166640.8869755112
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -498.59729056890893
Iterations: 5
Function evaluations: 46
Gradient evaluations: 4
```

Ethereum (1, 2) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      7,  Neg. LLF: 42534411.102488115
Iteration:      2,  Func. Count:     19,  Neg. LLF: 327297195.6352969
Iteration:      3,  Func. Count:     33,  Neg. LLF: 2744795.0844458914
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -499.0212277097833
Iterations: 3
Function evaluations: 41
Gradient evaluations: 3
```

Ethereum (2, 2) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      8,  Neg. LLF: 1469679.7980170553
Iteration:      2,  Func. Count:     21,  Neg. LLF: 11427836.717841718
Iteration:      3,  Func. Count:     35,  Neg. LLF: 8376.793303398113
Iteration:      4,  Func. Count:     47,  Neg. LLF: 103312077.84410845
Iteration:      5,  Func. Count:     60,  Neg. LLF: 3806.9991807874276
Iteration:      6,  Func. Count:     70,  Neg. LLF: 10371824.572275443
Iteration:      7,  Func. Count:     83,  Neg. LLF: 866900.8085217113
Iteration:      8,  Func. Count:     96,  Neg. LLF: 7359.105511183794
Iteration:      9,  Func. Count:    108,  Neg. LLF: 2965659.589217305
Iteration:     10,  Func. Count:    120,  Neg. LLF: -499.5804828123801
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -499.5804783949387
Iterations: 14
Function evaluations: 120
Gradient evaluations: 10
```

Solana (1, 2) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      7,  Neg. LLF: 2466928.236462559
Iteration:      2,  Func. Count:     18,  Neg. LLF: 7804.7839370748625
Iteration:      3,  Func. Count:     26,  Neg. LLF: -319.1097348336264
Iteration:      4,  Func. Count:     35,  Neg. LLF: -377.8061046256281
Iteration:      5,  Func. Count:     42,  Neg. LLF: -380.4434547799152
Iteration:      6,  Func. Count:     48,  Neg. LLF: -380.4564556082838
Iteration:      7,  Func. Count:     54,  Neg. LLF: -380.46096842820043
Iteration:      8,  Func. Count:     60,  Neg. LLF: -380.46097074011436
Iteration:      9,  Func. Count:     65,  Neg. LLF: -380.4609707189452
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -380.46097074011436
Iterations: 9
Function evaluations: 65
Gradient evaluations: 9
```

Solana (2, 1) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      7,  Neg. LLF: 153366.09743912588
Iteration:      2,  Func. Count:     18,  Neg. LLF: -190.57508924188957
Iteration:      3,  Func. Count:     27,  Neg. LLF: 671.6652885507488
Iteration:      4,  Func. Count:     35,  Neg. LLF: -380.41647826788625
Iteration:      5,  Func. Count:     41,  Neg. LLF: -379.8957421460964
Iteration:      6,  Func. Count:     48,  Neg. LLF: -380.4603832895366
Iteration:      7,  Func. Count:     54,  Neg. LLF: -380.460966928533
Iteration:      8,  Func. Count:     60,  Neg. LLF: -380.4609707334189
Iteration:      9,  Func. Count:     65,  Neg. LLF: -380.46097072575185
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -380.4609707334189
Iterations: 9
Function evaluations: 65
Gradient evaluations: 9
```

Solana (2, 2) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      8,  Neg. LLF: 2216231.0755082145
Iteration:      2,  Func. Count:     20,  Neg. LLF: 17462.707721192393
Iteration:      3,  Func. Count:     28,  Neg. LLF: -311.75871380116763
Iteration:      4,  Func. Count:     37,  Neg. LLF: -377.66700797541597
Iteration:      5,  Func. Count:     45,  Neg. LLF: -380.40001563500334
Iteration:      6,  Func. Count:     52,  Neg. LLF: -380.44973031974575
Iteration:      7,  Func. Count:     59,  Neg. LLF: -380.46090910741276
Iteration:      8,  Func. Count:     66,  Neg. LLF: -380.46096437541155
Iteration:      9,  Func. Count:     73,  Neg. LLF: -380.46096887448465
Iteration:     10,  Func. Count:     80,  Neg. LLF: -380.46097073532087
Iteration:     11,  Func. Count:     86,  Neg. LLF: -380.460970714141
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -380.46097073532087
Iterations: 11
Function evaluations: 86
Gradient evaluations: 11
```

BNB (1, 1) GARCH modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      6,  Neg. LLF: 202087809.98586583
Iteration:      2,  Func. Count:     17,  Neg. LLF: 139586.72711509143
Iteration:      3,  Func. Count:     24,  Neg. LLF: -323.340947768826
Iteration:      4,  Func. Count:     31,  Neg. LLF: -490.5753828857787
Iteration:      5,  Func. Count:     38,  Neg. LLF: -414.66921997030994
Iteration:      6,  Func. Count:     45,  Neg. LLF: -493.9208155682505
Iteration:      7,  Func. Count:     52,  Neg. LLF: -480.6345185345597
Iteration:      8,  Func. Count:     60,  Neg. LLF: -497.4517930620028
Iteration:      9,  Func. Count:     68,  Neg. LLF: -498.63825313658845
Iteration:     10,  Func. Count:     72,  Neg. LLF: -498.6382531367319
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -498.63825313658845
Iterations: 10
Function evaluations: 72
Gradient evaluations: 10
```

GARCH (1,2) modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      7,  Neg. LLF: 97934019006.0745
Iteration:      2,  Func. Count:     19,  Neg. LLF: 274.6634259554304
Iteration:      3,  Func. Count:     29,  Neg. LLF: 7537.91244220761
Iteration:      4,  Func. Count:     39,  Neg. LLF: -473.778396428492
Iteration:      5,  Func. Count:     47,  Neg. LLF: -464.4053554285799
Iteration:      6,  Func. Count:     54,  Neg. LLF: -492.1035708663203
Iteration:      7,  Func. Count:     61,  Neg. LLF: -496.2839505289
Iteration:      8,  Func. Count:     68,  Neg. LLF: -498.5345833117959
Iteration:      9,  Func. Count:     74,  Neg. LLF: -498.62719723331986
Iteration:     10,  Func. Count:     80,  Neg. LLF: -498.63767559473763
Iteration:     11,  Func. Count:     86,  Neg. LLF: -498.63797596783206
Iteration:     12,  Func. Count:     92,  Neg. LLF: -498.63825290598004
Iteration:     13,  Func. Count:     98,  Neg. LLF: -498.6382532562619
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -498.6382532562619
Iterations: 13
Function evaluations: 98
Gradient evaluations: 13
```

GARCH (2, 1) modelio įvertinimo proceso išsklotinė

```
Iteration:      1,  Func. Count:      7,  Neg. LLF: 144588372704.26965
Iteration:      2,  Func. Count:     19,  Neg. LLF: 11128563.855288792
Iteration:      3,  Func. Count:     30,  Neg. LLF: -499.0923339991332
Optimization terminated successfully (Exit mode 0)
Current function value: -499.0923334608839
Iterations: 7
Function evaluations: 30
Gradient evaluations: 3
```

GERIAUSIŲ GARCH MODELIŲ IŠKLOTINĖS

Bitcoin (1, 1) modelio išsklotinė

```

Constant Mean - GARCH Model Results
=====
Dep. Variable:      Close      R-squared:      0.000
Mean Model:      Constant Mean  Adj. R-squared:  0.000
Vol Model:      GARCH      Log-Likelihood:  531.121
Distribution:      Normal      AIC:      -1054.24
Method:      Maximum Likelihood  BIC:      -1040.14
                        No. Observations:      251
Date:      Tue, Oct 01 2024      Df Residuals:      250
Time:      18:59:54      Df Model:      1
                        Mean Model
=====
              coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu      2.1803e-03  3.846e-06  566.894  0.000 [2.173e-03,2.188e-03]
Volatility Model
=====
              coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega      8.1589e-06  1.504e-11  5.426e+05  0.000 [8.159e-06,8.159e-06]
alpha[1]      0.0000  4.117e-02  0.000  1.000 [-8.069e-02,8.069e-02]
beta[1]      0.9957  4.164e-02  23.913  2.258e-126  [ 0.914, 1.077]
=====

```

Ethereum (2, 1) modelio išsklotinė

```

Constant Mean - GARCH Model Results
=====
Dep. Variable:      Adj Close      R-squared:      0.000
Mean Model:      Constant Mean  Adj. R-squared:  0.000
Vol Model:      GARCH      Log-Likelihood:  531.412
Distribution:      Normal      AIC:      -1054.82
Method:      Maximum Likelihood  BIC:      -1040.72
                        No. Observations:      251
Date:      Sun, Dec 01 2024      Df Residuals:      250
Time:      16:14:36      Df Model:      1
                        Mean Model
=====
              coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu      2.0440e-03  1.466e-04  13.941  3.576e-44 [1.757e-03,2.331e-03]
Volatility Model
=====
              coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega      4.9957e-06  2.863e-11  1.745e+05  0.000 [4.996e-06,4.996e-06]
alpha[1]      0.0000  0.366  0.000  1.000 [ -0.718, 0.718]
beta[1]      1.0000  0.356  2.813  4.914e-03  [ 0.303, 1.697]
=====

```

Solana (1, 1) modelio išsklotinė

Constant Mean - GARCH Model Results					
=====					
Dep. Variable:	Close	R-squared:	0.000		
Mean Model:	Constant Mean	Adj. R-squared:	0.000		
Vol Model:	GARCH	Log-Likelihood:	380.461		
Distribution:	Normal	AIC:	-752.922		
Method:	Maximum Likelihood	BIC:	-738.820		
		No. Observations:	251		
Date:	Sun, Dec 01 2024	Df Residuals:	250		
Time:	16:20:09	Df Model:	1		
Mean Model					
=====					
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.

mu	7.8929e-03	3.454e-03	2.285	2.232e-02	[1.123e-03,1.466e-02]
Volatility Model					
=====					
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.

omega	2.4575e-03	8.856e-04	2.775	5.522e-03	[7.217e-04,4.193e-03]
alpha[1]	0.1483	8.553e-02	1.734	8.298e-02	[-1.936e-02, 0.316]
beta[1]	0.0000	0.293	0.000	1.000	[-0.574, 0.574]
=====					

BNB (2, 2) modelio išsklotinė

Constant Mean - GARCH Model Results					
=====					
Dep. Variable:	Close	R-squared:	0.000		
Mean Model:	Constant Mean	Adj. R-squared:	0.000		
Vol Model:	GARCH	Log-Likelihood:	501.276		
Distribution:	Normal	AIC:	-990.553		
Method:	Maximum Likelihood	BIC:	-969.400		
		No. Observations:	251		
Date:	Sun, Dec 01 2024	Df Residuals:	250		
Time:	16:21:05	Df Model:	1		
Mean Model					
=====					
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.

mu	1.7087e-03	1.779e-03	0.960	0.337	[-1.778e-03,5.196e-03]
Volatility Model					
=====					
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.

omega	1.6745e-04	9.020e-05	1.856	6.341e-02	[-9.351e-06,3.442e-04]
alpha[1]	0.0413	9.028e-02	0.458	0.647	[-0.136, 0.218]
alpha[2]	0.2223	0.151	1.475	0.140	[-7.303e-02, 0.518]
beta[1]	0.0000	0.130	0.000	1.000	[-0.254, 0.254]
beta[2]	0.6312	0.152	4.165	3.114e-05	[0.334, 0.928]
=====					

STANDARTINIAI VAR, GARCH VAR IR FAKTINIAI POKYČIAI

Bitcoin (2023-07-03 – 2024-02-06)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis
7/3/2023	-5.08%	-4.55%	-2.25%	9/12/2023	-3.54%	-4.67%	-2.69%	11/23/2023	-3.43%	-6.29%	0.30%
7/4/2023	-5.08%	-4.64%	1.25%	9/13/2023	-3.54%	-4.70%	-1.48%	11/24/2023	-3.43%	-5.24%	-1.12%
7/5/2023	-4.89%	-4.63%	0.85%	9/14/2023	-3.54%	-4.50%	-1.15%	11/27/2023	-3.43%	-4.60%	1.25%
7/6/2023	-4.89%	-4.53%	2.00%	9/15/2023	-3.54%	-3.93%	-0.29%	11/28/2023	-3.43%	-4.31%	-1.55%
7/7/2023	-4.89%	-4.73%	-1.50%	9/18/2023	-3.54%	-3.63%	-0.61%	11/29/2023	-3.43%	-4.07%	-0.09%
7/10/2023	-4.89%	-4.57%	-0.22%	9/19/2023	-3.54%	-3.97%	-1.67%	11/30/2023	-3.43%	-3.79%	0.35%
7/11/2023	-4.89%	-4.36%	-0.69%	9/20/2023	-3.54%	-3.65%	0.31%	12/1/2023	-3.43%	-3.66%	-2.54%
7/12/2023	-4.89%	-4.26%	0.79%	9/21/2023	-3.54%	-3.52%	2.05%	12/4/2023	-3.43%	-4.03%	-8.55%
7/13/2023	-4.89%	-4.27%	-3.54%	9/22/2023	-3.54%	-4.04%	-0.05%	12/5/2023	-5.43%	-8.08%	-4.96%
7/14/2023	-4.89%	-4.93%	3.63%	9/25/2023	-3.54%	-3.70%	1.04%	12/6/2023	-3.43%	-7.43%	0.70%
7/17/2023	-4.89%	-5.51%	0.57%	9/26/2023	-3.54%	-3.69%	0.32%	12/7/2023	-3.43%	-5.95%	1.12%
7/18/2023	-4.89%	-4.91%	0.93%	9/27/2023	-3.54%	-3.52%	-0.58%	12/8/2023	-3.43%	-5.12%	-2.07%
7/19/2023	-4.43%	-4.65%	-0.17%	9/28/2023	-3.54%	-3.39%	-2.46%	12/11/2023	-3.43%	-4.68%	6.61%
7/20/2023	-4.43%	-4.35%	0.37%	9/29/2023	-3.54%	-4.24%	0.42%	12/12/2023	-3.54%	-7.12%	-0.58%
7/21/2023	-4.43%	-4.19%	-0.34%	10/2/2023	-3.54%	-3.68%	-2.18%	12/13/2023	-3.43%	-5.83%	-3.32%
7/24/2023	-4.43%	-4.07%	2.43%	10/3/2023	-3.54%	-3.94%	0.25%	12/14/2023	-3.43%	-5.52%	-0.36%
7/25/2023	-4.43%	-4.57%	-0.18%	10/4/2023	-3.54%	-3.64%	-1.28%	12/15/2023	-3.43%	-4.84%	2.51%
7/26/2023	-4.43%	-4.29%	-0.42%	10/5/2023	-3.54%	-3.59%	1.33%	12/18/2023	-3.43%	-4.91%	-1.71%
7/27/2023	-4.43%	-4.13%	0.44%	10/6/2023	-3.54%	-3.75%	-1.90%	12/19/2023	-3.43%	-4.57%	0.90%
7/28/2023	-4.43%	-4.06%	-0.31%	10/9/2023	-3.54%	-3.85%	1.22%	12/20/2023	-3.43%	-4.36%	-3.29%
7/31/2023	-4.43%	-3.97%	0.28%	10/10/2023	-3.54%	-3.84%	0.72%	12/21/2023	-3.43%	-4.66%	-0.44%
8/1/2023	-4.43%	-3.92%	-1.62%	10/11/2023	-3.54%	-4.08%	1.88%	12/22/2023	-3.43%	-4.35%	-0.24%
8/2/2023	-4.43%	-4.04%	1.75%	10/12/2023	-3.54%	-4.02%	0.43%	12/27/2023	-3.43%	-4.17%	1.23%
8/3/2023	-4.43%	-4.26%	-0.03%	10/13/2023	-3.54%	-3.71%	-0.38%	12/28/2023	-3.43%	-4.23%	1.99%
8/4/2023	-4.43%	-4.04%	0.27%	10/16/2023	-3.54%	-6.98%	-6.10%	12/29/2023	-3.43%	-4.44%	1.17%
8/7/2023	-4.43%	-3.86%	-0.33%	10/17/2023	-3.54%	-6.41%	0.37%	1/2/2024	-3.43%	-6.98%	-6.85%
8/8/2023	-4.43%	-3.65%	-1.91%	10/18/2023	-3.54%	-5.19%	0.27%	1/3/2024	-3.43%	-5.91%	4.68%
8/9/2023	-4.43%	-3.74%	0.63%	10/19/2023	-3.54%	-4.44%	-1.39%	1/4/2024	-3.54%	-6.20%	-3.05%
8/10/2023	-4.43%	-3.56%	0.43%	10/20/2023	-3.54%	-4.10%	-3.33%	1/5/2024	-3.54%	-5.63%	0.01%
8/11/2023	-4.43%	-3.41%	0.10%	10/23/2023	-3.54%	-4.68%	-11.46%	1/8/2024	-3.54%	-6.78%	-6.36%
8/14/2023	-4.43%	-3.27%	-0.02%	10/24/2023	-3.54%	-11.71%	-2.58%	1/9/2024	-3.54%	-5.01%	1.79%
8/15/2023	-3.87%	-3.28%	0.78%	10/25/2023	-3.54%	-8.90%	-1.69%	1/10/2024	-3.54%	-5.00%	-1.18%
8/16/2023	-3.87%	-3.30%	1.61%	10/26/2023	-3.54%	-7.14%	1.00%	1/11/2024	-3.54%	-4.96%	0.67%
8/17/2023	-3.87%	-3.58%	7.33%	10/27/2023	-3.54%	-5.95%	0.76%	1/12/2024	-3.54%	-4.91%	7.67%
8/18/2023	-4.43%	-8.05%	2.14%	10/30/2023	-3.54%	-5.43%	-1.72%	1/15/2024	-4.01%	-6.15%	0.63%
8/21/2023	-4.43%	-6.73%	-0.28%	10/31/2023	-3.54%	-4.55%	-0.48%	1/16/2024	-4.01%	-5.06%	-1.47%
8/22/2023	-3.87%	-5.43%	0.27%	11/1/2023	-3.54%	-4.22%	-2.26%	1/17/2024	-4.01%	-5.03%	0.84%
8/23/2023	-3.87%	-4.61%	-1.45%	11/2/2023	-3.43%	-4.18%	1.35%	1/18/2024	-4.01%	-4.99%	3.39%
8/24/2023	-3.87%	-4.24%	0.96%	11/3/2023	-3.35%	-4.16%	0.64%	1/19/2024	-4.01%	-5.09%	-0.80%
8/25/2023	-3.87%	-4.01%	0.46%	11/6/2023	-3.35%	-3.97%	-0.95%	1/22/2024	-4.01%	-4.80%	5.02%
8/28/2023	-3.87%	-3.73%	-0.23%	11/7/2023	-3.35%	-3.82%	-1.01%	1/23/2024	-4.51%	-5.39%	-0.83%
8/29/2023	-3.87%	-6.47%	-6.11%	11/8/2023	-3.35%	-3.73%	-0.64%	1/24/2024	-4.51%	-5.00%	-0.47%
8/30/2023	-3.87%	-6.37%	1.50%	11/9/2023	-3.35%	-3.63%	-3.02%	1/25/2024	-4.51%	-4.98%	0.31%
8/31/2023	-3.54%	-5.44%	4.98%	11/13/2023	-3.35%	-4.15%	0.65%	1/26/2024	-4.71%	-4.95%	-4.66%
9/1/2023	-3.87%	-6.07%	0.52%	11/14/2023	-3.35%	-3.93%	2.50%	1/29/2024	-4.51%	-4.99%	-3.54%
9/4/2023	-3.87%	-5.20%	-0.08%	11/15/2023	-3.35%	-6.67%	-6.49%	1/30/2024	-4.51%	-5.00%	0.84%
9/5/2023	-3.87%	-4.49%	0.13%	11/16/2023	-3.29%	-6.56%	4.48%	1/31/2024	-4.51%	-4.98%	0.84%
9/6/2023	-3.87%	-4.01%	0.12%	11/17/2023	-3.35%	-6.87%	-1.25%	2/1/2024	-4.51%	-4.96%	-1.18%
9/7/2023	-3.54%	-3.73%	-1.92%	11/20/2023	-3.35%	-5.62%	-2.28%	2/2/2024	-4.51%	-4.93%	-0.27%
9/8/2023	-3.54%	-3.90%	1.31%	11/21/2023	-3.35%	-5.04%	4.56%	2/5/2024	-4.51%	-4.90%	1.14%
9/11/2023	-3.54%	-3.92%	2.89%	11/22/2023	-4.73%	-6.07%	-4.66%	2/6/2024	-4.51%	-4.88%	-0.91%

Bitcoin (2024-02-07 – 2024-06-28)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis
2/7/2024	-4.51%	-4.86%	-2.90%	4/23/2024	-4.51%	-6.36%	0.61%
2/8/2024	-4.01%	-4.84%	-2.12%	4/24/2024	-4.51%	-6.27%	3.20%
2/9/2024	-4.09%	-4.83%	-4.07%	4/25/2024	-4.51%	-6.36%	-0.32%
2/12/2024	-6.01%	-6.85%	-5.91%	4/26/2024	-4.51%	-6.17%	1.13%
2/13/2024	-4.01%	-4.94%	0.44%	4/29/2024	-4.51%	-5.05%	-0.15%
2/14/2024	-4.31%	-4.85%	-4.22%	4/30/2024	-4.51%	-4.76%	5.00%
2/15/2024	-4.01%	-4.46%	-0.16%	5/2/2024	-4.61%	-6.28%	2.66%
2/16/2024	-4.01%	-4.83%	-0.47%	5/3/2024	-6.71%	-6.92%	-6.47%
2/20/2024	-4.01%	-4.81%	-0.26%	5/6/2024	-4.61%	-6.81%	-0.45%
2/21/2024	-4.01%	-4.78%	0.78%	5/7/2024	-4.51%	-6.08%	1.35%
2/22/2024	-4.01%	-4.76%	1.08%	5/8/2024	-4.51%	-6.05%	1.80%
2/23/2024	-4.01%	-4.75%	1.06%	5/9/2024	-4.51%	-6.28%	-3.07%
2/26/2024	-4.01%	-7.73%	-7.36%	5/10/2024	-4.51%	-5.20%	3.61%
2/27/2024	-4.81%	-4.90%	-4.70%	5/13/2024	-4.51%	-5.29%	-3.52%
2/28/2024	-4.01%	-4.94%	-9.46%	5/14/2024	-4.51%	-5.28%	2.16%
2/29/2024	-4.01%	-5.21%	2.08%	5/15/2024	-4.51%	-7.69%	-7.52%
3/1/2024	-4.01%	-5.18%	-2.06%	5/16/2024	-4.51%	-6.00%	1.47%
3/4/2024	-3.54%	-5.10%	-9.39%	5/17/2024	-4.51%	-6.02%	-2.74%
3/5/2024	-3.54%	-6.39%	6.63%	5/20/2024	-6.61%	-6.98%	-6.60%
3/6/2024	-4.01%	-6.69%	-3.69%	5/21/2024	-4.51%	-6.44%	1.82%
3/7/2024	-4.01%	-6.49%	-1.13%	5/22/2024	-4.51%	-6.45%	1.40%
3/8/2024	-3.54%	-6.16%	-1.95%	5/23/2024	-4.51%	-6.36%	1.73%
3/11/2024	-5.94%	-5.95%	-5.80%	5/24/2024	-4.51%	-6.37%	-0.85%
3/12/2024	-3.54%	-5.54%	0.87%	5/27/2024	-4.51%	-6.35%	-1.29%
3/13/2024	-3.54%	-5.23%	-2.27%	5/28/2024	-4.51%	-6.31%	1.49%
3/14/2024	-3.54%	-4.90%	2.30%	5/29/2024	-4.51%	-5.04%	1.09%
3/15/2024	-3.54%	-4.72%	2.65%	5/30/2024	-4.51%	-4.86%	-1.03%
3/18/2024	-3.54%	-4.64%	2.72%	5/31/2024	-4.51%	-4.63%	1.19%
3/19/2024	-3.54%	-4.67%	8.39%	6/3/2024	-4.51%	-4.44%	-1.88%
3/20/2024	-4.01%	-5.98%	-9.53%	6/4/2024	-4.28%	-4.49%	-2.51%
3/21/2024	-4.01%	-8.68%	3.45%	6/5/2024	-4.28%	-6.07%	-0.81%
3/22/2024	-4.01%	-5.19%	2.60%	6/6/2024	-4.28%	-4.30%	0.43%
3/25/2024	-4.01%	-4.82%	-9.54%	6/7/2024	-4.28%	-4.12%	2.04%
3/26/2024	-4.01%	-6.95%	-0.15%	6/10/2024	-4.28%	-4.18%	-0.27%
3/27/2024	-4.01%	-6.91%	0.74%	6/11/2024	-4.28%	-4.05%	3.20%
3/28/2024	-4.01%	-6.74%	-1.89%	6/12/2024	-4.28%	-4.36%	-1.41%
4/2/2024	-4.01%	-6.35%	7.51%	6/13/2024	-4.28%	-4.25%	2.18%
4/3/2024	-4.51%	-7.08%	-0.76%	6/14/2024	-4.28%	-4.31%	1.09%
4/4/2024	-4.51%	-6.94%	-3.83%	6/17/2024	-4.28%	-4.23%	-0.70%
4/5/2024	-4.51%	-6.85%	0.97%	6/18/2024	-4.28%	-4.09%	2.00%
4/8/2024	-5.71%	-6.28%	-5.60%	6/19/2024	-4.28%	-6.17%	0.31%
4/9/2024	-4.51%	-6.38%	3.45%	6/20/2024	-4.28%	-6.27%	0.16%
4/10/2024	-4.51%	-6.74%	-2.15%	6/21/2024	-4.28%	-6.22%	1.12%
4/11/2024	-4.51%	-6.72%	0.88%	6/24/2024	-4.28%	-4.90%	6.00%
4/12/2024	-4.51%	-5.68%	4.13%	6/25/2024	-4.51%	-6.26%	-2.51%
4/15/2024	-4.51%	-5.81%	5.51%	6/26/2024	-4.51%	-6.41%	1.52%
4/16/2024	-4.61%	-6.82%	-0.59%	6/27/2024	-4.51%	-4.98%	-1.38%
4/17/2024	-4.61%	-6.72%	3.94%	6/28/2024	-4.51%	-6.11%	2.07%
4/18/2024	-4.51%	-6.49%	-3.58%				
4/19/2024	-4.51%	-6.48%	-0.55%				
4/22/2024	-4.71%	-5.92%	-4.70%				

Ethereum (2023-07-03 – 2024-02-06)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis
7/3/2023	-6.18%	-5.17%	-1.12%	9/12/2023	-5.08%	-5.42%	-2.65%	11/23/2023	-4.52%	-5.61%	0.05%
7/4/2023	-6.18%	-6.39%	0.99%	9/13/2023	-5.08%	-6.84%	-0.92%	11/24/2023	-4.52%	-6.47%	-0.90%
7/5/2023	-5.98%	-4.98%	1.33%	9/14/2023	-5.08%	-4.80%	-1.17%	11/27/2023	-4.52%	-4.58%	2.56%
7/6/2023	-5.98%	-4.94%	3.36%	9/15/2023	-4.94%	-4.26%	-0.91%	11/28/2023	-4.52%	-4.60%	-1.02%
7/7/2023	-5.98%	-5.01%	-1.34%	9/18/2023	-4.94%	-4.25%	0.28%	11/29/2023	-4.52%	-5.00%	0.94%
7/10/2023	-5.98%	-7.26%	-0.51%	9/19/2023	-4.94%	-4.19%	-0.39%	11/30/2023	-4.52%	-4.60%	-1.14%
7/11/2023	-5.98%	-5.05%	0.11%	9/20/2023	-4.94%	-4.62%	1.27%	12/1/2023	-4.52%	-4.65%	-1.72%
7/12/2023	-5.98%	-4.96%	0.34%	9/21/2023	-4.94%	-4.63%	2.36%	12/4/2023	-4.52%	-7.58%	-7.48%
7/13/2023	-5.98%	-7.97%	-7.09%	9/22/2023	-4.94%	-4.68%	-0.58%	12/5/2023	-4.52%	-4.71%	-2.23%
7/14/2023	-5.98%	-5.85%	3.33%	9/25/2023	-4.94%	-4.87%	0.30%	12/6/2023	-4.52%	-6.76%	2.64%
7/17/2023	-5.98%	-8.93%	1.37%	9/26/2023	-4.94%	-4.71%	-0.36%	12/7/2023	-5.52%	-5.80%	-5.51%
7/18/2023	-5.98%	-6.42%	0.73%	9/27/2023	-4.94%	-4.63%	-0.29%	12/8/2023	-4.52%	-5.08%	-0.13%
7/19/2023	-5.55%	-5.38%	0.45%	9/28/2023	-4.94%	-4.57%	-3.40%	12/11/2023	-4.52%	-5.92%	5.66%
7/20/2023	-5.55%	-5.15%	-0.16%	9/29/2023	-4.94%	-4.85%	-0.87%	12/12/2023	-4.73%	-4.58%	0.97%
7/21/2023	-5.55%	-5.06%	-0.01%	10/2/2023	-4.94%	-4.99%	0.30%	12/13/2023	-4.52%	-6.38%	-2.57%
7/24/2023	-5.55%	-4.99%	2.21%	10/3/2023	-4.94%	-4.19%	0.33%	12/14/2023	-4.52%	-4.66%	-2.44%
7/25/2023	-5.55%	-5.16%	-0.41%	10/4/2023	-4.94%	-4.17%	0.62%	12/15/2023	-4.52%	-4.81%	4.10%
7/26/2023	-5.55%	-5.52%	-0.77%	10/5/2023	-4.94%	-4.62%	2.11%	12/18/2023	-4.52%	-4.80%	0.05%
7/27/2023	-5.55%	-4.98%	0.57%	10/6/2023	-4.94%	-4.48%	-2.06%	12/19/2023	-4.52%	-5.59%	1.87%
7/28/2023	-5.55%	-4.89%	-0.69%	10/9/2023	-4.94%	-4.89%	3.95%	12/20/2023	-4.52%	-4.59%	-1.11%
7/31/2023	-5.55%	-4.91%	0.96%	10/10/2023	-4.94%	-5.28%	0.79%	12/21/2023	-4.52%	-4.85%	-1.70%
8/1/2023	-5.55%	-4.87%	-0.93%	10/11/2023	-4.94%	-5.75%	0.05%	12/22/2023	-4.52%	-4.60%	-3.79%
8/2/2023	-5.55%	-4.91%	1.79%	10/12/2023	-4.94%	-4.26%	1.74%	12/27/2023	-4.52%	-4.68%	-2.31%
8/3/2023	-5.55%	-4.89%	0.22%	10/13/2023	-4.94%	-4.27%	-0.82%	12/28/2023	-4.52%	-5.18%	1.44%
8/4/2023	-5.55%	-5.14%	0.30%	10/16/2023	-4.94%	-4.54%	-3.04%	12/29/2023	-4.52%	-4.79%	1.92%
8/7/2023	-5.55%	-4.72%	0.06%	10/17/2023	-4.94%	-4.44%	2.15%	1/2/2024	-4.52%	-5.08%	-2.44%
8/8/2023	-5.55%	-4.16%	-1.49%	10/18/2023	-4.94%	-5.17%	0.10%	1/3/2024	-4.52%	-5.06%	6.18%
8/9/2023	-5.55%	-4.00%	0.05%	10/19/2023	-4.94%	-4.67%	-0.20%	1/4/2024	-4.73%	-5.13%	-2.60%
8/10/2023	-5.55%	-3.88%	0.16%	10/20/2023	-4.94%	-4.05%	-2.38%	1/5/2024	-4.73%	-5.17%	-0.07%
8/11/2023	-5.55%	-3.72%	0.20%	10/23/2023	-4.94%	-10.24%	-10.07%	1/8/2024	-4.73%	-5.14%	-2.72%
8/14/2023	-5.55%	-3.60%	0.18%	10/24/2023	-4.94%	-7.61%	-1.11%	1/9/2024	-4.73%	-5.12%	-0.59%
8/15/2023	-5.21%	-4.38%	0.90%	10/25/2023	-4.94%	-10.35%	-0.12%	1/10/2024	-4.73%	-10.56%	-10.24%
8/16/2023	-5.21%	-4.42%	1.16%	10/26/2023	-4.94%	-6.53%	-0.91%	1/11/2024	-4.73%	-5.26%	-1.30%
8/17/2023	-5.21%	-4.56%	6.99%	10/27/2023	-4.94%	-5.54%	1.33%	1/12/2024	-4.73%	-5.36%	3.65%
8/18/2023	-5.55%	-6.26%	1.18%	10/30/2023	-4.94%	-5.03%	-1.67%	1/15/2024	-4.73%	-5.31%	0.43%
8/21/2023	-5.55%	-9.03%	-0.36%	10/31/2023	-4.94%	-4.75%	-0.31%	1/16/2024	-4.73%	-5.30%	-3.01%
8/22/2023	-5.21%	-4.43%	1.95%	11/1/2023	-4.94%	-4.50%	-1.78%	1/17/2024	-4.73%	-5.28%	2.21%
8/23/2023	-5.21%	-5.42%	-2.73%	11/2/2023	-4.80%	-4.68%	2.50%	1/18/2024	-4.73%	-5.27%	2.35%
8/24/2023	-5.21%	-5.38%	1.10%	11/3/2023	-4.52%	-4.90%	-1.77%	1/19/2024	-4.73%	-5.23%	-0.86%
8/25/2023	-5.21%	-5.27%	0.44%	11/6/2023	-4.52%	-4.60%	-3.72%	1/22/2024	-4.73%	-5.21%	7.13%
8/28/2023	-5.21%	-5.06%	0.04%	11/7/2023	-4.52%	-4.62%	0.82%	1/23/2024	-4.80%	-5.37%	3.09%
8/29/2023	-5.21%	-4.70%	-4.62%	11/8/2023	-4.52%	-4.61%	-0.15%	1/24/2024	-4.80%	-5.32%	0.34%
8/30/2023	-5.21%	-5.01%	1.40%	11/9/2023	-4.52%	-4.59%	-12.35%	1/25/2024	-4.80%	-5.30%	0.73%
8/31/2023	-5.21%	-6.31%	3.49%	11/13/2023	-4.52%	-4.89%	3.19%	1/26/2024	-4.80%	-5.28%	-2.21%
9/1/2023	-5.21%	-5.06%	1.01%	11/14/2023	-4.52%	-10.14%	3.62%	1/29/2024	-4.80%	-5.25%	-2.20%
9/4/2023	-5.21%	-5.55%	-0.09%	11/15/2023	-4.52%	-5.28%	-4.00%	1/30/2024	-4.80%	-5.24%	-1.10%
9/5/2023	-5.21%	-4.36%	-0.24%	11/16/2023	-4.12%	-5.37%	4.70%	1/31/2024	-4.80%	-5.21%	2.56%
9/6/2023	-5.21%	-4.95%	0.08%	11/17/2023	-4.49%	-5.25%	0.05%	2/1/2024	-4.80%	-5.19%	-0.93%
9/7/2023	-5.08%	-4.79%	-0.92%	11/20/2023	-4.49%	-5.81%	-3.09%	2/2/2024	-4.80%	-5.18%	-0.21%
9/8/2023	-5.08%	-4.73%	0.71%	11/21/2023	-4.49%	-4.56%	4.37%	2/5/2024	-4.80%	-5.14%	0.31%
9/11/2023	-4.94%	-4.38%	5.17%	11/22/2023	-6.82%	-7.98%	-6.74%	2/6/2024	-4.80%	-5.11%	-3.08%

Ethereum (2024-02-07 – 2024-06-28)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis
2/7/2024	-4.80%	-5.10%	-2.21%	4/23/2024	-5.07%	-6.99%	-0.60%
2/8/2024	-4.73%	-5.06%	0.23%	4/24/2024	-5.07%	-6.88%	2.44%
2/9/2024	-4.73%	-4.95%	-2.77%	4/25/2024	-5.07%	-6.71%	-0.48%
2/12/2024	-4.73%	-7.03%	-6.97%	4/26/2024	-5.07%	-7.00%	0.78%
2/13/2024	-4.73%	-5.09%	0.75%	4/29/2024	-5.07%	-6.98%	-2.73%
2/14/2024	-5.13%	-5.19%	-5.11%	4/30/2024	-5.07%	-6.23%	6.30%
2/15/2024	-4.73%	-5.11%	-1.72%	5/2/2024	-5.11%	-7.08%	0.92%
2/16/2024	-4.73%	-5.11%	0.74%	5/3/2024	-5.11%	-6.72%	-3.90%
2/20/2024	-4.73%	-8.09%	-7.60%	5/6/2024	-5.11%	-6.92%	1.29%
2/21/2024	-4.73%	-5.16%	1.56%	5/7/2024	-5.07%	-6.29%	1.86%
2/22/2024	-4.73%	-5.21%	-0.12%	5/8/2024	-5.07%	-7.01%	1.05%
2/23/2024	-4.73%	-5.19%	1.65%	5/9/2024	-5.07%	-6.58%	-2.09%
2/26/2024	-4.73%	-8.76%	-8.68%	5/10/2024	-5.07%	-6.70%	4.16%
2/27/2024	-4.73%	-5.24%	-2.09%	5/13/2024	-5.07%	-6.51%	-1.41%
2/28/2024	-4.73%	-5.12%	-4.34%	5/14/2024	-5.07%	-5.81%	2.34%
2/29/2024	-4.73%	-5.28%	1.27%	5/15/2024	-5.37%	-6.68%	-5.23%
3/1/2024	-4.73%	-5.27%	-2.79%	5/16/2024	-5.07%	-6.51%	2.90%
3/4/2024	-5.72%	-5.82%	-5.66%	5/17/2024	-5.07%	-6.49%	-5.00%
3/5/2024	-4.52%	-5.26%	2.04%	5/20/2024	-5.07%	-5.79%	-18.43%
3/6/2024	-4.52%	-8.27%	-7.46%	5/21/2024	-5.07%	-7.54%	-3.49%
3/7/2024	-4.52%	-5.32%	-1.31%	5/22/2024	-5.07%	-7.26%	1.37%
3/8/2024	-4.22%	-5.07%	-0.38%	5/23/2024	-5.07%	-7.41%	-1.23%
3/11/2024	-4.82%	-5.29%	-4.67%	5/24/2024	-5.07%	-7.50%	1.46%
3/12/2024	-4.22%	-5.31%	2.09%	5/27/2024	-5.07%	-7.88%	-4.45%
3/13/2024	-4.22%	-5.32%	-0.62%	5/28/2024	-5.07%	-7.48%	1.27%
3/14/2024	-4.22%	-5.40%	3.07%	5/29/2024	-5.07%	-7.50%	2.01%
3/15/2024	-4.22%	-4.97%	3.59%	5/30/2024	-5.07%	-7.50%	0.52%
3/18/2024	-4.22%	-5.26%	5.93%	5/31/2024	-5.07%	-7.49%	-0.38%
3/19/2024	-4.52%	-5.37%	10.28%	6/3/2024	-5.07%	-7.45%	-0.13%
3/20/2024	-4.77%	-5.44%	-11.33%	6/4/2024	-4.88%	-7.22%	-1.15%
3/21/2024	-4.77%	-7.05%	0.67%	6/5/2024	-4.88%	-6.56%	-1.46%
3/22/2024	-4.77%	-6.66%	4.48%	6/6/2024	-4.88%	-6.82%	1.36%
3/25/2024	-4.77%	-8.50%	-7.62%	6/7/2024	-4.88%	-6.78%	3.54%
3/26/2024	-4.77%	-6.93%	0.09%	6/10/2024	-4.88%	-6.97%	0.28%
3/27/2024	-4.77%	-6.73%	2.40%	6/11/2024	-4.58%	-6.74%	4.65%
3/28/2024	-4.77%	-6.81%	-1.69%	6/12/2024	-4.67%	-7.12%	-1.80%
4/2/2024	-4.77%	-6.43%	7.91%	6/13/2024	-4.56%	-7.01%	2.55%
4/3/2024	-4.94%	-7.26%	-0.97%	6/14/2024	-4.56%	-7.01%	-0.36%
4/4/2024	-4.94%	-7.58%	-0.50%	6/17/2024	-4.56%	-6.06%	-0.85%
4/5/2024	-4.94%	-7.39%	0.29%	6/18/2024	-4.56%	-6.94%	0.80%
4/8/2024	-4.94%	-6.87%	-11.36%	6/19/2024	-4.56%	-6.96%	-2.21%
4/9/2024	-4.94%	-7.57%	5.09%	6/20/2024	-4.56%	-7.10%	1.33%
4/10/2024	-5.07%	-7.84%	-1.12%	6/21/2024	-4.56%	-7.08%	-0.15%
4/11/2024	-5.07%	-7.73%	1.22%	6/24/2024	-4.56%	-7.04%	4.71%
4/12/2024	-5.07%	-7.55%	7.57%	6/25/2024	-4.67%	-6.52%	-1.26%
4/15/2024	-5.11%	-7.68%	4.18%	6/26/2024	-4.67%	-7.03%	0.69%
4/16/2024	-5.11%	-7.76%	0.57%	6/27/2024	-4.67%	-7.09%	-2.34%
4/17/2024	-5.11%	-7.63%	3.20%	6/28/2024	-4.67%	-7.06%	2.04%
4/18/2024	-5.07%	-7.26%	-2.65%				
4/19/2024	-5.07%	-7.28%	0.26%				
4/22/2024	-5.07%	-6.86%	-4.70%				

Solana (2023-07-03 – 2024-02-06)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis
7/3/2023	-9.62%	-11.85%	-2.12%	9/12/2023	-8.86%	-10.17%	-1.13%	11/23/2023	-8.28%	-12.73%	1.82%
7/4/2023	-9.62%	-10.36%	0.67%	9/13/2023	-8.86%	-9.08%	-2.68%	11/24/2023	-8.28%	-12.10%	-0.62%
7/5/2023	-9.48%	-9.06%	0.68%	9/14/2023	-8.86%	-8.53%	-2.45%	11/27/2023	-8.28%	-11.55%	3.17%
7/6/2023	-9.48%	-8.13%	-3.21%	9/15/2023	-8.86%	-8.09%	-1.54%	11/28/2023	-8.28%	-11.16%	-5.67%
7/7/2023	-9.88%	-9.99%	-9.64%	9/18/2023	-8.86%	-7.62%	-2.61%	11/29/2023	-8.28%	-10.95%	-1.94%
7/10/2023	-9.48%	-10.92%	0.93%	9/19/2023	-8.86%	-7.50%	-1.99%	11/30/2023	-8.28%	-10.56%	0.02%
7/11/2023	-9.48%	-9.53%	-3.62%	9/20/2023	-8.86%	-7.29%	-1.30%	12/1/2023	-8.28%	-10.21%	-0.76%
7/12/2023	-9.48%	-9.04%	0.59%	9/21/2023	-8.86%	-7.03%	4.09%	12/4/2023	-8.28%	-9.89%	-3.16%
7/13/2023	-9.48%	-8.09%	-18.55%	9/22/2023	-8.86%	-7.52%	0.15%	12/5/2023	-8.28%	-9.67%	0.99%
7/14/2023	-9.48%	-17.24%	-2.54%	9/25/2023	-8.86%	-7.11%	0.21%	12/6/2023	-8.28%	-9.44%	-1.34%
7/17/2023	-9.48%	-14.38%	-0.49%	9/26/2023	-8.86%	-6.83%	1.86%	12/7/2023	-9.68%	-9.71%	-9.52%
7/18/2023	-9.48%	-12.11%	4.70%	9/27/2023	-8.86%	-6.79%	-0.58%	12/8/2023	-10.78%	-10.87%	-10.63%
7/19/2023	-9.22%	-11.08%	-3.01%	9/28/2023	-8.86%	-6.62%	-4.28%	12/11/2023	-8.28%	-9.56%	6.26%
7/20/2023	-9.22%	-9.98%	3.53%	9/29/2023	-8.86%	-7.46%	-1.60%	12/12/2023	-8.28%	-9.53%	2.35%
7/21/2023	-9.22%	-9.40%	-0.47%	10/2/2023	-8.86%	-7.20%	-15.24%	12/13/2023	-8.04%	-9.45%	-2.94%
7/24/2023	-9.22%	-8.49%	8.35%	10/3/2023	-8.86%	-14.44%	-0.98%	12/14/2023	-8.04%	-9.22%	-7.17%
7/25/2023	-9.22%	-10.26%	0.43%	10/4/2023	-8.86%	-11.99%	1.99%	12/15/2023	-8.04%	-9.17%	4.19%
7/26/2023	-9.22%	-9.13%	-8.17%	10/5/2023	-8.86%	-10.44%	1.86%	12/18/2023	-8.04%	-9.07%	-2.63%
7/27/2023	-9.22%	-10.63%	0.28%	10/6/2023	-8.86%	-9.36%	-3.13%	12/19/2023	-8.04%	-8.89%	1.91%
7/28/2023	-9.22%	-9.41%	1.12%	10/9/2023	-8.86%	-8.86%	5.60%	12/20/2023	-8.04%	-12.75%	-12.62%
7/31/2023	-9.22%	-8.57%	4.39%	10/10/2023	-8.86%	-9.32%	-0.05%	12/21/2023	-8.04%	-9.11%	-14.15%
8/1/2023	-9.22%	-8.63%	-1.35%	10/11/2023	-8.86%	-8.48%	0.45%	12/22/2023	-7.82%	-9.70%	-4.33%
8/2/2023	-9.22%	-8.05%	3.74%	10/12/2023	-8.86%	-7.92%	3.32%	12/27/2023	-9.82%	-9.50%	-9.20%
8/3/2023	-9.22%	-8.08%	2.16%	10/13/2023	-8.86%	-7.99%	-2.63%	12/28/2023	-7.82%	-9.60%	4.78%
8/4/2023	-9.22%	-7.72%	-0.66%	10/16/2023	-9.86%	-9.86%	-9.66%	12/29/2023	-7.82%	-9.53%	-4.29%
8/7/2023	-9.22%	-7.33%	-1.40%	10/17/2023	-8.86%	-10.82%	0.08%	1/2/2024	-7.82%	-9.36%	-0.53%
8/8/2023	-9.22%	-7.13%	-4.76%	10/18/2023	-8.86%	-9.47%	2.13%	1/3/2024	-7.82%	-9.18%	7.69%
8/9/2023	-9.22%	-7.98%	-0.66%	10/19/2023	-8.86%	-8.76%	-6.45%	1/4/2024	-7.82%	-9.32%	-6.49%
8/10/2023	-9.22%	-7.48%	-0.98%	10/20/2023	-8.86%	-9.47%	-8.42%	1/5/2024	-7.82%	-9.26%	4.74%
8/11/2023	-9.22%	-7.16%	0.00%	10/23/2023	-8.86%	-10.31%	-17.94%	1/8/2024	-7.82%	-9.21%	2.06%
8/14/2023	-9.22%	-6.84%	-2.27%	10/24/2023	-8.86%	-15.88%	5.36%	1/9/2024	-7.82%	-9.07%	-1.51%
8/15/2023	-9.07%	-6.92%	5.08%	10/25/2023	-8.86%	-7.73%	-7.52%	1/10/2024	-7.82%	-8.90%	-2.66%
8/16/2023	-9.07%	-7.87%	4.52%	10/26/2023	-8.86%	-11.62%	-1.02%	1/11/2024	-7.82%	-8.73%	2.06%
8/17/2023	-9.07%	-8.17%	5.08%	10/27/2023	-8.86%	-10.89%	3.17%	1/12/2024	-7.82%	-8.58%	7.79%
8/18/2023	-9.07%	-8.59%	1.48%	10/30/2023	-10.26%	-10.39%	-10.12%	1/15/2024	-7.83%	-9.00%	-2.43%
8/21/2023	-9.07%	-7.90%	0.66%	10/31/2023	-9.96%	-11.86%	-9.90%	1/16/2024	-7.83%	-8.83%	-3.44%
8/22/2023	-8.86%	-7.31%	2.88%	11/1/2023	-8.61%	-11.25%	-7.16%	1/17/2024	-7.78%	-8.73%	-4.60%
8/23/2023	-8.86%	-7.28%	-5.59%	11/2/2023	-8.44%	-10.88%	2.24%	1/18/2024	-7.78%	-8.43%	7.54%
8/24/2023	-8.86%	-8.39%	3.13%	11/3/2023	-8.28%	-10.44%	1.94%	1/19/2024	-7.78%	-9.49%	0.83%
8/25/2023	-8.86%	-8.09%	3.04%	11/6/2023	-8.28%	-10.21%	-6.87%	1/22/2024	-7.78%	-8.22%	10.45%
8/28/2023	-8.86%	-7.85%	-0.69%	11/7/2023	-8.28%	-10.17%	-1.83%	1/23/2024	-7.83%	-10.24%	-0.61%
8/29/2023	-8.86%	-7.32%	-5.98%	11/8/2023	-8.04%	-9.86%	-0.47%	1/24/2024	-7.83%	-8.51%	-5.24%
8/30/2023	-8.86%	-8.54%	4.45%	11/9/2023	-8.04%	-9.53%	-5.01%	1/25/2024	-7.83%	-8.65%	2.10%
8/31/2023	-8.86%	-8.57%	5.19%	11/13/2023	-8.04%	-9.39%	-13.93%	1/26/2024	-7.83%	-8.42%	-6.18%
9/1/2023	-8.86%	-8.85%	2.08%	11/14/2023	-10.04%	-10.56%	-10.10%	1/29/2024	-7.83%	-10.81%	-10.19%
9/4/2023	-8.86%	-8.16%	-0.98%	11/15/2023	-8.04%	-10.89%	-15.17%	1/30/2024	-7.83%	-9.79%	0.28%
9/5/2023	-8.86%	-7.56%	-3.79%	11/16/2023	-7.82%	-12.26%	11.66%	1/31/2024	-7.83%	-8.49%	4.38%
9/6/2023	-8.86%	-7.76%	3.06%	11/17/2023	-8.04%	-13.06%	-1.23%	2/1/2024	-7.83%	-8.92%	-0.88%
9/7/2023	-8.61%	-7.56%	-1.43%	11/20/2023	-8.04%	-12.65%	3.32%	2/2/2024	-7.83%	-8.75%	-2.83%
9/8/2023	-8.61%	-7.17%	1.56%	11/21/2023	-8.04%	-12.09%	8.70%	2/5/2024	-7.78%	-8.39%	4.89%
9/11/2023	-8.61%	-6.88%	9.64%	11/22/2023	-8.28%	-12.24%	-11.44%	2/6/2024	-7.78%	-8.56%	-1.28%

Solana (2024-02-07 – 2024-06-28)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytis
2/7/2024	-7.78%	-8.31%	-4.40%	4/23/2024	-7.74%	-10.12%	1.40%
2/8/2024	-7.73%	-8.42%	-1.60%	4/24/2024	-7.74%	-8.30%	4.50%
2/9/2024	-7.73%	-8.20%	-4.07%	4/25/2024	-7.74%	-8.84%	1.99%
2/12/2024	-7.73%	-8.35%	-4.39%	4/26/2024	-7.74%	-8.37%	3.87%
2/13/2024	-7.73%	-8.38%	-0.75%	4/29/2024	-7.74%	-8.68%	1.05%
2/14/2024	-7.73%	-8.13%	-3.99%	4/30/2024	-7.74%	-8.25%	7.98%
2/15/2024	-7.73%	-8.29%	2.97%	5/2/2024	-8.83%	-9.85%	-8.53%
2/16/2024	-7.73%	-8.29%	2.79%	5/3/2024	-7.83%	-9.60%	-4.44%
2/20/2024	-7.73%	-8.20%	1.83%	5/6/2024	-7.83%	-8.57%	-6.35%
2/21/2024	-7.73%	-8.06%	3.03%	5/7/2024	-7.74%	-8.91%	3.13%
2/22/2024	-7.73%	-8.20%	3.11%	5/8/2024	-7.74%	-8.57%	3.95%
2/23/2024	-7.73%	-8.23%	1.83%	5/9/2024	-7.74%	-8.74%	-7.31%
2/26/2024	-10.73%	-10.10%	-10.01%	5/10/2024	-7.74%	-9.18%	4.30%
2/27/2024	-7.73%	-9.60%	1.40%	5/13/2024	-7.74%	-8.84%	-1.05%
2/28/2024	-9.93%	-9.90%	-9.85%	5/14/2024	-7.74%	-8.27%	3.73%
2/29/2024	-7.73%	-9.45%	-5.59%	5/15/2024	-7.74%	-11.73%	-11.61%
3/1/2024	-7.73%	-8.74%	-2.98%	5/16/2024	-7.74%	-10.64%	-0.54%
3/4/2024	-7.73%	-8.30%	-2.97%	5/17/2024	-7.74%	-8.38%	-6.32%
3/5/2024	-7.73%	-8.30%	5.97%	5/20/2024	-10.74%	-10.99%	-10.19%
3/6/2024	-7.73%	-8.59%	-4.37%	5/21/2024	-7.74%	-10.05%	4.58%
3/7/2024	-10.00%	-10.40%	-9.96%	5/22/2024	-7.74%	-9.05%	0.67%
3/8/2024	-7.61%	-9.34%	-0.67%	5/23/2024	-7.74%	-8.50%	0.45%
3/11/2024	-7.61%	-8.34%	-2.79%	5/24/2024	-7.74%	-8.48%	4.80%
3/12/2024	-7.61%	-8.11%	-1.49%	5/27/2024	-7.74%	-9.10%	-1.46%
3/13/2024	-8.61%	-8.73%	-8.51%	5/28/2024	-7.74%	-8.45%	0.86%
3/14/2024	-7.82%	-8.48%	-7.78%	5/29/2024	-7.74%	-8.50%	0.21%
3/15/2024	-7.12%	-8.91%	-4.13%	5/30/2024	-7.74%	-8.46%	0.86%
3/18/2024	-7.12%	-8.50%	-6.51%	5/31/2024	-7.74%	-8.49%	0.74%
3/19/2024	-7.12%	-8.52%	13.32%	6/3/2024	-7.74%	-8.45%	0.46%
3/20/2024	-7.61%	-12.98%	-12.93%	6/4/2024	-7.74%	-8.41%	-4.18%
3/21/2024	-7.61%	-11.21%	6.42%	6/5/2024	-7.74%	-8.58%	-1.02%
3/22/2024	-7.61%	-9.31%	2.37%	6/6/2024	-7.61%	-8.26%	1.95%
3/25/2024	-7.91%	-8.26%	-7.86%	6/7/2024	-7.61%	-8.43%	4.50%
3/26/2024	-7.61%	-9.22%	-0.78%	6/10/2024	-6.92%	-8.93%	2.12%
3/27/2024	-7.61%	-8.04%	2.17%	6/11/2024	-6.33%	-8.39%	6.12%
3/28/2024	-7.61%	-8.26%	-1.77%	6/12/2024	-6.33%	-9.30%	-3.96%
4/2/2024	-7.61%	-8.05%	4.27%	6/13/2024	-6.33%	-8.41%	5.11%
4/3/2024	-7.61%	-8.68%	-1.94%	6/14/2024	-6.33%	-9.02%	2.88%
4/4/2024	-7.61%	-8.07%	0.57%	6/17/2024	-6.33%	-8.55%	-0.15%
4/5/2024	-7.61%	-8.09%	5.23%	6/18/2024	-6.33%	-8.23%	4.09%
4/8/2024	-7.61%	-8.93%	-3.62%	6/19/2024	-6.33%	-8.77%	1.30%
4/9/2024	-7.61%	-8.25%	4.57%	6/20/2024	-6.33%	-8.33%	1.53%
4/10/2024	-7.61%	-8.70%	-0.52%	6/21/2024	-6.33%	-8.35%	-0.79%
4/11/2024	-7.61%	-7.97%	0.54%	6/24/2024	-6.33%	-8.20%	1.69%
4/12/2024	-7.61%	-8.00%	11.14%	6/25/2024	-6.33%	-8.33%	-3.21%
4/15/2024	-7.74%	-11.07%	9.57%	6/26/2024	-6.33%	-8.31%	-0.17%
4/16/2024	-7.83%	-10.55%	1.65%	6/27/2024	-10.33%	-10.55%	-9.43%
4/17/2024	-7.83%	-8.23%	3.22%	6/28/2024	-6.33%	-9.76%	6.47%
4/18/2024	-7.84%	-8.45%	-7.76%				
4/19/2024	-7.74%	-9.34%	-0.30%				
4/22/2024	-7.74%	-10.27%	-10.14%				

BNB (2023-07-03 – 2024-02-06)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytytis
7/3/2023	-5.42%	-4.62%	-2.58%	9/12/2023	-4.05%	-4.17%	-2.23%	11/23/2023	-3.99%	-8.88%	0.97%
7/4/2023	-5.42%	-5.08%	1.62%	9/13/2023	-4.05%	-4.92%	-0.85%	11/24/2023	-3.99%	-7.28%	0.47%
7/5/2023	-5.07%	-4.96%	1.48%	9/14/2023	-4.05%	-4.64%	0.14%	11/27/2023	-3.99%	-5.79%	2.36%
7/6/2023	-5.07%	-4.68%	2.80%	9/15/2023	-4.05%	-4.47%	-0.90%	11/28/2023	-3.99%	-4.97%	-1.06%
7/7/2023	-5.07%	-4.65%	-1.46%	9/18/2023	-4.05%	-4.35%	-0.89%	11/29/2023	-3.99%	-4.68%	1.00%
7/10/2023	-5.07%	-5.11%	-4.50%	9/19/2023	-4.05%	-3.55%	-0.56%	11/30/2023	-3.99%	-4.35%	-0.13%
7/11/2023	-5.07%	-4.88%	-0.97%	9/20/2023	-4.05%	-4.24%	1.29%	12/1/2023	-3.99%	-4.18%	-0.40%
7/12/2023	-5.07%	-5.92%	1.89%	9/21/2023	-4.05%	-4.24%	1.68%	12/4/2023	-3.99%	-4.03%	-2.19%
7/13/2023	-5.07%	-5.81%	-5.00%	9/22/2023	-4.05%	-3.76%	-0.14%	12/5/2023	-3.99%	-3.99%	0.99%
7/14/2023	-5.07%	-5.17%	3.12%	9/25/2023	-4.05%	-4.26%	0.57%	12/6/2023	-3.99%	-4.13%	0.78%
7/17/2023	-5.07%	-6.54%	1.61%	9/26/2023	-4.05%	-4.19%	-1.29%	12/7/2023	-3.99%	-4.05%	-1.39%
7/18/2023	-5.07%	-5.90%	1.60%	9/27/2023	-4.05%	-3.48%	0.28%	12/8/2023	-3.99%	-3.90%	-2.71%
7/19/2023	-4.69%	-5.08%	-0.25%	9/28/2023	-4.05%	-3.55%	-1.42%	12/11/2023	-3.99%	-4.25%	-3.14%
7/20/2023	-4.69%	-4.59%	-0.83%	9/29/2023	-4.05%	-4.21%	-0.09%	12/12/2023	-3.99%	-4.23%	-3.33%
7/21/2023	-4.69%	-4.11%	-0.37%	10/2/2023	-4.05%	-4.20%	0.28%	12/13/2023	-3.93%	-4.47%	1.02%
7/24/2023	-4.69%	-3.91%	1.97%	10/3/2023	-4.05%	-4.13%	0.51%	12/14/2023	-3.93%	-4.64%	-0.52%
7/25/2023	-4.69%	-3.97%	0.50%	10/4/2023	-4.05%	-4.12%	0.05%	12/15/2023	-3.93%	-4.24%	3.32%
7/26/2023	-4.69%	-4.25%	-0.55%	10/5/2023	-4.05%	-4.10%	1.31%	12/18/2023	-3.93%	-3.98%	1.31%
7/27/2023	-4.69%	-3.95%	-0.67%	10/6/2023	-4.05%	-4.14%	-1.33%	12/19/2023	-4.73%	-4.87%	-4.63%
7/28/2023	-4.69%	-3.78%	-0.54%	10/9/2023	-4.05%	-4.20%	3.56%	12/20/2023	-3.93%	-4.23%	-2.93%
7/31/2023	-4.69%	-3.70%	0.37%	10/10/2023	-4.05%	-4.57%	-1.36%	12/21/2023	-4.63%	-5.04%	-4.53%
8/1/2023	-4.69%	-3.66%	-2.78%	10/11/2023	-4.05%	-5.25%	0.96%	12/22/2023	-3.93%	-4.86%	0.37%
8/2/2023	-4.69%	-3.94%	2.83%	10/12/2023	-4.05%	-4.26%	0.73%	12/27/2023	-3.93%	-5.27%	-19.55%
8/3/2023	-4.69%	-4.73%	-0.17%	10/13/2023	-4.05%	-3.80%	-0.49%	12/28/2023	-3.93%	-4.88%	0.46%
8/4/2023	-4.69%	-4.82%	-0.25%	10/16/2023	-4.25%	-4.51%	-4.12%	12/29/2023	-3.93%	-24.37%	2.76%
8/7/2023	-4.69%	-4.16%	-0.17%	10/17/2023	-4.05%	-3.93%	1.49%	1/2/2024	-3.93%	-13.82%	0.48%
8/8/2023	-4.69%	-4.44%	-1.28%	10/18/2023	-4.05%	-5.22%	0.57%	1/3/2024	-3.93%	-8.84%	-1.15%
8/9/2023	-4.69%	-4.42%	0.57%	10/19/2023	-4.05%	-4.46%	-0.48%	1/4/2024	-3.93%	-5.43%	-2.50%
8/10/2023	-4.69%	-3.76%	0.94%	10/20/2023	-4.05%	-3.79%	-0.43%	1/5/2024	-3.93%	-4.25%	1.92%
8/11/2023	-4.69%	-4.37%	0.75%	10/23/2023	-4.05%	-3.36%	-7.73%	1/8/2024	-3.93%	-4.75%	4.35%
8/14/2023	-4.69%	-4.36%	-0.29%	10/24/2023	-4.05%	-5.01%	1.44%	1/9/2024	-3.99%	-4.47%	0.86%
8/15/2023	-4.35%	-3.66%	1.54%	10/25/2023	-4.05%	-5.27%	1.38%	1/10/2024	-3.99%	-6.46%	-1.56%
8/16/2023	-4.35%	-4.30%	1.99%	10/26/2023	-4.05%	-4.16%	-0.50%	1/11/2024	-3.99%	-4.57%	-0.78%
8/17/2023	-4.35%	-4.43%	5.99%	10/27/2023	-4.05%	-4.88%	-0.40%	1/12/2024	-3.99%	-4.23%	3.76%
8/18/2023	-4.69%	-5.41%	0.92%	10/30/2023	-4.05%	-4.63%	-1.74%	1/15/2024	-3.99%	-8.78%	-7.05%
8/21/2023	-4.69%	-7.28%	2.64%	10/31/2023	-4.05%	-4.59%	0.79%	1/16/2024	-3.99%	-5.73%	0.72%
8/22/2023	-4.35%	-5.42%	-0.24%	11/1/2023	-3.99%	-4.36%	-0.75%	1/17/2024	-3.93%	-9.35%	1.84%
8/23/2023	-4.35%	-4.99%	-2.70%	11/2/2023	-3.99%	-4.22%	-1.76%	1/18/2024	-3.93%	-5.94%	-1.16%
8/24/2023	-4.35%	-4.36%	-1.11%	11/3/2023	-3.95%	-3.60%	0.73%	1/19/2024	-3.93%	-4.98%	-0.54%
8/25/2023	-4.35%	-4.56%	0.27%	11/6/2023	-3.95%	-3.85%	-10.82%	1/22/2024	-3.93%	-4.67%	2.80%
8/28/2023	-4.35%	-4.54%	-0.18%	11/7/2023	-3.91%	-4.33%	3.49%	1/23/2024	-3.93%	-3.84%	2.32%
8/29/2023	-4.35%	-3.80%	-3.70%	11/8/2023	-3.82%	-10.36%	-0.20%	1/24/2024	-3.93%	-4.81%	1.91%
8/30/2023	-4.35%	-4.72%	1.37%	11/9/2023	-3.82%	-6.97%	-1.99%	1/25/2024	-3.93%	-4.68%	0.34%
8/31/2023	-4.16%	-5.17%	3.17%	11/13/2023	-3.82%	-5.08%	4.17%	1/26/2024	-3.93%	-4.41%	-3.46%
9/1/2023	-4.16%	-4.63%	1.38%	11/14/2023	-3.93%	-4.55%	-0.50%	1/29/2024	-3.93%	-3.85%	-2.81%
9/4/2023	-4.16%	-4.84%	-0.70%	11/15/2023	-4.83%	-5.02%	-4.70%	1/30/2024	-3.93%	-5.49%	1.00%
9/5/2023	-4.16%	-4.40%	0.28%	11/16/2023	-3.82%	-4.48%	4.34%	1/31/2024	-3.93%	-5.33%	2.31%
9/6/2023	-4.16%	-3.81%	-0.28%	11/17/2023	-3.93%	-5.13%	-0.91%	2/1/2024	-3.93%	-4.30%	0.10%
9/7/2023	-4.03%	-3.52%	-0.88%	11/20/2023	-3.93%	-5.30%	-3.35%	2/2/2024	-3.93%	-4.58%	-0.40%
9/8/2023	-4.03%	-4.25%	1.11%	11/21/2023	-3.93%	-4.56%	10.90%	2/5/2024	-3.93%	-3.88%	0.07%
9/11/2023	-4.03%	-4.24%	4.01%	11/22/2023	-4.89%	-5.06%	-4.70%	2/6/2024	-3.93%	-3.69%	-0.50%

BNB (2024-02-07 – 2024-06-28)

Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytytis	Data	VaR standartinis	VaR GARCH	Faktinis pokytytis
2/7/2024	-3.93%	-3.57%	-1.52%	4/23/2024	-4.24%	-4.94%	-0.28%
2/8/2024	-3.88%	-3.98%	-3.87%	4/24/2024	-4.24%	-10.07%	-0.43%
2/9/2024	-3.82%	-3.99%	-1.50%	4/25/2024	-4.24%	-7.57%	-0.72%
2/12/2024	-3.82%	-5.71%	-1.17%	4/26/2024	-4.24%	-6.06%	2.48%
2/13/2024	-3.82%	-4.65%	0.95%	4/29/2024	-4.24%	-5.10%	0.87%
2/14/2024	-3.82%	-4.15%	-2.83%	4/30/2024	-4.24%	-5.04%	2.43%
2/15/2024	-6.26%	-6.88%	-6.08%	5/2/2024	-4.24%	-4.50%	3.09%
2/16/2024	-3.66%	-4.78%	-1.75%	5/3/2024	-4.84%	-4.78%	-4.73%
2/20/2024	-3.66%	-7.50%	1.61%	5/6/2024	-4.24%	-5.34%	-0.20%
2/21/2024	-3.66%	-7.58%	-6.94%	5/7/2024	-4.24%	-6.51%	1.99%
2/22/2024	-3.66%	-4.79%	-0.90%	5/8/2024	-4.24%	-5.30%	-2.10%
2/23/2024	-3.66%	-8.22%	1.86%	5/9/2024	-4.24%	-5.00%	-1.39%
2/26/2024	-3.66%	-7.77%	-6.95%	5/10/2024	-4.24%	-4.85%	1.88%
2/27/2024	-3.66%	-5.03%	1.74%	5/13/2024	-4.24%	-5.16%	-1.04%
2/28/2024	-5.16%	-8.21%	-5.07%	5/14/2024	-4.24%	-4.60%	4.16%
2/29/2024	-3.66%	-6.09%	3.67%	5/15/2024	-4.24%	-4.35%	-2.45%
3/1/2024	-3.71%	-6.97%	-2.00%	5/16/2024	-4.24%	-5.86%	2.03%
3/4/2024	-3.71%	-6.39%	-2.70%	5/17/2024	-4.24%	-5.43%	-2.06%
3/5/2024	-3.71%	-5.29%	5.81%	5/20/2024	-4.24%	-5.11%	-3.22%
3/6/2024	-3.82%	-5.18%	-8.96%	5/21/2024	-4.24%	-4.92%	-3.15%
3/7/2024	-3.82%	-7.11%	-10.53%	5/22/2024	-4.24%	-5.37%	0.60%
3/8/2024	-3.82%	-10.97%	-2.36%	5/23/2024	-4.24%	-5.49%	2.52%
3/11/2024	-3.82%	-12.81%	-7.66%	5/24/2024	-4.24%	-4.77%	-0.17%
3/12/2024	-3.82%	-9.32%	-2.77%	5/27/2024	-4.24%	-4.96%	-0.60%
3/13/2024	-3.82%	-10.09%	-17.30%	5/28/2024	-4.24%	-4.38%	0.36%
3/14/2024	-3.82%	-8.07%	4.33%	5/29/2024	-4.24%	-4.14%	1.00%
3/15/2024	-4.93%	-19.36%	-4.89%	5/30/2024	-4.24%	-3.87%	0.10%
3/18/2024	-3.93%	-12.94%	12.22%	5/31/2024	-4.24%	-3.79%	0.24%
3/19/2024	-3.99%	-11.25%	8.59%	6/3/2024	-5.64%	-5.59%	-5.51%
3/20/2024	-4.08%	-15.27%	-9.67%	6/4/2024	-4.16%	-3.75%	-9.47%
3/21/2024	-4.08%	-14.00%	0.54%	6/5/2024	-4.16%	-7.85%	-1.91%
3/22/2024	-4.08%	-14.26%	0.00%	6/6/2024	-4.07%	-7.73%	-1.77%
3/25/2024	-6.08%	-10.41%	-5.99%	6/7/2024	-4.07%	-5.51%	3.82%
3/26/2024	-4.08%	-9.02%	1.12%	6/10/2024	-4.07%	-7.12%	8.61%
3/27/2024	-4.08%	-8.35%	1.05%	6/11/2024	-4.07%	-6.22%	3.62%
3/28/2024	-4.08%	-6.28%	-1.58%	6/12/2024	-4.07%	-8.37%	-2.80%
4/2/2024	-4.08%	-5.00%	5.49%	6/13/2024	-4.07%	-5.73%	3.16%
4/3/2024	-4.24%	-4.75%	-1.83%	6/14/2024	-4.07%	-7.93%	-0.58%
4/4/2024	-4.28%	-7.02%	-4.27%	6/17/2024	-4.07%	-5.74%	-0.17%
4/5/2024	-4.24%	-5.78%	1.32%	6/18/2024	-4.07%	-7.23%	2.60%
4/8/2024	-4.24%	-6.45%	-1.49%	6/19/2024	-4.07%	-5.39%	-1.82%
4/9/2024	-4.24%	-5.29%	1.01%	6/20/2024	-4.07%	-6.91%	1.94%
4/10/2024	-5.24%	-5.71%	-5.03%	6/21/2024	-4.07%	-5.18%	0.27%
4/11/2024	-4.24%	-5.81%	0.84%	6/24/2024	-4.07%	-6.66%	3.07%
4/12/2024	-4.24%	-6.48%	1.49%	6/25/2024	-4.07%	-4.83%	-1.78%
4/15/2024	-4.24%	-5.22%	7.20%	6/26/2024	-4.07%	-5.82%	0.90%
4/16/2024	-4.33%	-4.76%	2.73%	6/27/2024	-4.07%	-4.48%	-1.52%
4/17/2024	-4.33%	-7.06%	0.65%	6/28/2024	-4.07%	-5.05%	2.46%
4/18/2024	-4.24%	-6.91%	-3.37%				
4/19/2024	-4.24%	-5.64%	-0.34%				
4/22/2024	-4.24%	-5.75%	-9.12%				

MODELIO PROTOTIPO PROGRAMINIS KODAS

Reikiamų bibliotekų importavimas

```
import numpy as np
import pandas as pd
import datetime as dt
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
import datetime
import ccxt
import arch
from binance.client import Client
import statsmodels.api as sm
from statsmodels import regression
import seaborn as sns
from scipy import stats
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
from arch import arch_model
from scipy.stats import norm
import pandas_market_calendars as mcal
```

Kripto valiutos kainų duomenų paėmimas iš Binance

```
api_key = 'U7omUv64y1nWTorfwnCSjt0wBTQ7F8tbwypYT97jQqWbwBX4Ojnv6a7eQCC9KAEE'
api_secret = '2zceFu7ymG3xzKHCepSDikl7JU2P3hO31fWAI3Us9XuXZzYKEenz7iPrneeDWrcB'

client = Client(api_key, api_secret)

start_time = '2023-07-01'
end_time = '2024-06-30'

klines = client.get_historical_klines("BTCUSDT", Client.KLINE_INTERVAL_1DAY, start_time,
end_time)

df = pd.DataFrame(klines)

df.columns = ['Open time',
              'Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume',
              'Close time', 'Quote asset volume', 'Number of trades',
              'Taker buy base asset volume', 'Taker buy quote asset volume',
```


'Ignore']

```
df.drop('Ignore', axis=1, inplace=True)
```

```
df['Open time'] = pd.to_datetime(df['Open time'], unit='ms')
```

```
df['Open time'] = df['Open time'].dt.strftime('%Y-%m-%d')  
print(df)
```

Duomenų sutvarkymas

```
Data = df['Close']
```

```
Data = df[['Open time', 'Close']]  
Data['Open time'] = Data['Open time'].apply(pd.to_datetime)
```

```
Data.set_index('Open time', inplace=True)
```

```
result = pd.merge(Data, index, left_index=True, right_index=True)
```

```
Data = result['Close']  
index = result['Adj Close']
```

Kainų duomenų grafikų braižymas

```
plt.figure(figsize=(20,10))  
Data.plot()  
plt.ylabel("Crypto close")  
plt.show()
```

Metinių grąžų ir standartinių nuokrypių skaičiavimas

```
returns = Data.pct_change()
```

```
annual_volatility = Data.pct_change().std() * np.sqrt(252)
```

```
print('Metinė grąža:', returns.mean())  
print('Metinis volatilumas:', annual_volatility)
```

Sharpe'o rodiklių skaičiavimas

```
Log_Return= np.log(Data.div(Data.shift()))
Log_Return.dropna(inplace=True)

ann_return = Log_Return.mean() * 252
ann_std = Log_Return.std() * np.sqrt(252)

rfr =0.0383

sharpe_ratio = (ann_return - rfr) / ann_std
print(f"Sharpe santykis: {sharpe_ratio}")
```

Pasiskirstymo pagal normalųjį skirstinį ir stacionarumo tikrinimas

```
sns.histplot(returns, kde=True)
plt.title("Duomenų histograma")
plt.show()

ax = plt.gca()
stats.probplot(returns, plot=ax)
plt.title("Q-Q grafikas")
plt.show()

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(returns)
plt.title('Laiko eilutės grafikas')
plt.show()

skewness = stats.skew(returns)
kurtosis = stats.kurtosis(returns, fisher=False)

print("Skewness:", skewness)
print("Kurtosis:", kurtosis)

result = adfuller(returns)
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
print('Critical Values:')
for key, value in result[4].items():
    print('\t%s: %.3f' % (key, value))
```

Geriausio GARCH modelio parinkimas

```

models = {}
for p in range(1, 3):
    for q in range(1, 3):
        model = arch_model(returns, mean='Constant', vol='GARCH', p=p, q=q)
        res = model.fit()
        models[(p,q)] = res

aic = {}
for model in models:
    aic[model] = models[model].aic

best_model = min(aic, key=aic.get)
print('Geriausias modelis:', best_model)

print(best_model)

```

Modifikuoto VaR skaičiavimas

```

model = arch_model(returns, mean='Constant', vol='GARCH', p=1, q=1)
res = model.fit()
forecast = res.forecast(horizon=1)
var_garch = forecast.variance.iloc[-1, 0] ** 0.5 * norm.ppf(1 - confidence_level)

print(var_garch)

```

Volatilumo prognozavimas ir VaR skaičiavimas pagal prognozuotas reikšmes

```

am = arch_model(returns, vol='Garch', p=2, q=1, dist='normal')
res = am.fit(disp='off')

forecasts = res.forecast(horizon=23)

forecast_variance = forecasts.variance.iloc[-1]
forecast_std = np.sqrt(forecast_variance)

dates = pd.date_range(start=returns.index[-1]+pd.Timedelta('1 day'), periods=23)
forecast_df = pd.DataFrame({'Date': dates, 'Forecast_Volatility': forecast_std})

confidence_level = 0.95
z_score = stats.norm.ppf(confidence_level)

```

```
forecast_df['VaR'] = forecast_df['Forecast_Volatility'] * z_score

print(forecast_df)

forecast_df.to_excel('VaR_prognose.xlsx', index=False)
```

Bitocin futures duomenų paėmimas iš Binance

```
api_key = 'U7omUv64y1nWTorfwnCsjT0wBTQ7F8tbwypYT97jQqWbwBX4Ojnv6a7eQCC9KAEE'
api_secret = '2zceFu7ymG3xzKHCepSDikl7JU2P3hO31fWai3Us9XuXZzYKEenz7iPrneeDWrcB'

binance_client = Client(api_key, api_secret)

binance_client.futures_symbol_ticker(symbol='BTCUSDT')

df_futures = pd.DataFrame(binance_client.futures_historical_klines(
    symbol='BTCUSDT',
    interval='1d',
    start_str='2024-07-01',
    end_str='2024-07-31'
))
df_futures.head()

df_futures = df_futures.iloc[:, :6]
df_futures.columns = ['date', 'open', 'high', 'low', 'close', 'volume']
df_futures['date'] = pd.to_datetime(df_futures['date'], unit='ms')
for col in df_futures.columns[1:]:
    df_futures[col] = pd.to_numeric(df_futures[col])
df_futures.head()
```

Kriptovaliutos duomenų paėmimas iš Binance apsidraudimo strategijai

```
client = Client(api_key, api_secret)
start_time = '2024-07-01'
end_time = '2024-07-31'

klines = client.get_historical_klines("BTCUSDT", Client.KLINE_INTERVAL_1DAY, start_time,
end_time)

df = pd.DataFrame(klines)
df.columns = ['Open time',
    'Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume',
    'Close time', 'Quote asset volume', 'Number of trades',
    'Taker buy base asset volume', 'Taker buy quote asset volume',
```

'Ignore']

```
df.drop('Ignore', axis=1, inplace=True)
```

```
df['Open time'] = pd.to_datetime(df['Open time'], unit='ms')
```

```
df['Open time'] = df['Open time'].dt.strftime('%Y-%m-%d')
```

```
Data_2 = df[['Open time', 'Close']]
```

```
Data_2['Open time'] = Data_2['Open time'].apply(pd.to_datetime)
```

```
Data_2.set_index('Open time', inplace=True)
```

```
Data_2 = Data_2.astype(float)
```

```
print(Data_2)
```

Kripto valiutos ir Bitcoin futures duomenų sujungimas ir sutvarkymas

```
data = pd.merge(df_futures_data, Data_2, left_index=True, right_index=True)
```

```
data = data.dropna()
```

```
data = data.rename(columns={  
    'Close': 'kripto_kaina',  
    'close': 'futures_kaina',  
})
```

```
data = data.drop(['2024-07-06', '2024-07-07', '2024-07-13', '2024-07-14', '2024-07-20', '2024-07-21',  
    '2024-07-27', '2024-07-28'])
```

```
print(data)
```

Kainų grafiko braižymas

```
plt.figure(figsize=(20,10))
```

```
futures_data.plot()
```

```
plt.ylabel("Crypto futures close")
```

```
plt.show()
```

Koreliacijos koeficientų skaičiavimas

```
corr_matrix = data.corr()
```

```
print(corr_matrix)
```

Hedging'o strategijos skaičiavimas

```
if last_var > var_garch:
    print("Paskutinis VaR yra didesnis nei var_garch. Rizika padidėjo. Atliekamas hedgingas.")

    kripto_kiekis = 10000 / data['kripto_kaina'].iloc[0]
    hedging_santykis = 0.2
    transakcijos_kaina = 0.0004 # 0.04%

    def calculate_slippage(volatility):
        return 0.0001 * volatility
    volatility = data['kripto_kaina'].std()
    slippage = calculate_slippage(volatility)

    investiciju_suma_kripto = kripto_kiekis * data['kripto_kaina'].iloc[0]
    futures_kiekis = investiciju_suma_kripto * hedging_santykis / data['futures_kaina'].iloc[0]

    pradine_kripto_verte = kripto_kiekis * data['kripto_kaina'].iloc[0] * (1 - slippage)
    pradine_futures_verte = futures_kiekis * data['futures_kaina'].iloc[0] * (1 - slippage)
    galutine_kripto_verte = kripto_kiekis * data['kripto_kaina'].iloc[-1] * (1 - slippage)
    galutine_futures_verte = futures_kiekis * data['futures_kaina'].iloc[-1] * (1 - slippage)
    pradine_futures_kaina = data['futures_kaina'].iloc[0]
    pelnas_is_futures = (pradine_futures_kaina - data['futures_kaina'].iloc[-1]) * futures_kiekis
    galutine_verte_su_hedgingu = galutine_kripto_verte + pradine_futures_kaina * futures_kiekis +
    pelnas_is_futures
    pradine_verte_su_hedgingu = pradine_kripto_verte + pradine_futures_verte
    galutine_verte_su_hedgingu = galutine_kripto_verte + galutine_futures_verte

    pelningumas_su_hedgingu = (galutine_verte_su_hedgingu - 12000 - pradine_verte_su_hedgingu *
    transakcijos_kaina - galutine_verte_su_hedgingu * transakcijos_kaina) / 12000

    pradine_verte_be_hedgingu = pradine_kripto_verte
    galutine_verte_be_hedgingu = galutine_kripto_verte
    pelningumas_be_hedgingu = (galutine_verte_be_hedgingu - 10000 - pradine_verte_be_hedgingu *
    transakcijos_kaina - galutine_verte_be_hedgingu * transakcijos_kaina) / 10000

    print("Su hedgingu:")
    print("Investicijos vertė pradžioje:", pradine_verte_su_hedgingu)
    print("Investicijos vertė pabaigoje:", galutine_verte_su_hedgingu)
    print("Pelningumas:", pelningumas_su_hedgingu)
    print("Išleista apsidraudimui:", 2000)
```

```
print("\nBe hedgingo:")
print("Investicijos vertė pradžioje:", pradine_verte_be_hedgingu)
print("Investicijos vertė pabaigoje:", galutine_verte_be_hedgingu)
print("Pelningumas:", pelningumas_be_hedgingu)

data['portfelis_be_hedgingo'] = data['kripto_kaina'] * kripto_kiekis * (1 - slippage)
data['portfelis_su_hedgingu'] = data['kripto_kaina'] * kripto_kiekis * (1 - slippage) +
data['futures_kaina'] * futures_kiekis * (1 - slippage) + pelnas_is_futures
data.to_excel('hedging_rezultatai.xlsx', index=False)
```