

LATVIJAS UNIVERSITĀTE  
BIZNESA, VADĪBAS UN EKONOMIKAS FAKULTĀTE  
Ekonomikas nodaļa

**KRIPTOVALŪTU VOLATILITĀTES MODELĒŠANA UN  
PROGNOZĒŠANA**

Volatility modelling and forecasting of cryptocurrencies

MAĢISTRA DARBS

Ekonomikas maģistra studiju programma

Matemātiskās ekonomikas apakšprogramma

Autors: **Krista Priede**

Studenta apliecības Nr.: kp12066

Darba vadītājs: prof., Dr. math. Māra Gulbe

RĪGA 2018

## ANOTĀCIJA

Maģistra darbā ir veikta GARCH volatilitātes modelēšana četrām, pēc tirgus kapitalizācijas, lielākajām kriptovalūtām: Bitcoin, Ethereum, Litecoin un Ripple. Darba empīriskajā daļā, tiek veikta kriptovalūtu GARCH, TGARCH, EGARCH un PGARCH modelēšana un prognozēšana izmantojot normālo un stūdentu  $t$  sadalījumus, aplūkojot laika periodu no 07.08.2015 līdz 27.03.2018. Labākais modelis tiek noteikts salīdzinot trīs modeļu informācijas kritērijus un modeļu prognozes novērtējumus. Kaut arī stūdentu  $t$  sadalījuma izmantošana uzlaboja modeļu novērtējumu visām četrām kriptovalūtām, tomēr tas ne vienmēr uzlaboja modeļa prognozi. Pēc iegūtajiem rezultātiem var secināt Ripple un Bitcoin EGARCH modeļi pārspēj citu GARCH saimes modeļu sniegumu attiecībā uz modeļu novērtējumu un prognozes precizitāti, savukārt, Litecoin un Ethereum modeļu rezultāti liecina, ka izvēlētie modeļi nav pietiekami stabili un noturīgi, kā arī pamato nepieciešamību veikt tālāku analīzi, lai atrastu atbilstošāku modeli šo kriptovalūtu volatilitātes modelēšanai.

Maģistra darbā iekļauti 46 vienādojumi, 21 tabula, 20 attēli, izmantoti 86 zinātniskās literatūras avoti, 2 datubāzes un 5 interneta avoti.

Atslēgvārdi: Kriptovalūta, Bitcoin, Litecoin, Ethereum, Ripple, Volatilitātes modelēšana un prognozēšana, ARMA, GARCH, TGARCH, EGARCH, PGARCH.

## **ABSTRACT**

The master thesis provides GARCH volatility modeling of four largest cryptocurrencies in terms of market capitalization: Bitcoin, Ethereum, Litecoin and Ripple. In empirical part GARCH, TGARCH, EGARCH and PGARCH modeling and forecasting of each cryptocurrency is performed using normal and student t distributions, at time period from 07.08.2015 to 27.03.2018. The best model is determined by comparing three model information criteria and forecast evaluation. Although the use of student t distribution improved the evaluation of overall models for all four cryptocurrencies, it did not always improve the forecast of models. Based on the results obtained, it can be concluded that Ripple and Bitcoin EGARCH models outperform other models of the GARCH family with regard to model estimation and prediction accuracy, while the results of the Litecoin and Ethereum models show that the selected models are not stable enough and justify the need for further analysis, to find more appropriate model for modeling volatility of these cryptocurrencies.

Master's thesis includes 46 equations, 21 tables, 20 pictures, and 86 scientific studies and literature, 2 databases and 5 internet sources were used.

Keywords: cryptocurrencies, Bitcoin, Litecoin, Ethereum, Ripple, Volatility modeling and forecasting, ARMA, GARCH, TGARCH, EGARCH, PGARCH.

# SATURS

IEVADS .....	4
1. KRIPTOVALŪTAS VOLATILITĀTES TEORĒTISKIE ASPEKTI.....	4
1.1. Volatilitāte finanšu tirgū.....	7
1.2. Finanšu datu volatilitātes modelēšana .....	9
1.2.1. ARMA modelis .....	10
1.2.2. ARCH modelis .....	11
1.2.3. GARCH modelis .....	12
1.2.4. TGARCH modelis .....	13
1.2.5. EGARCH modelis .....	13
1.2.6. PGARCH modelis .....	14
1.2.7. Labāko modeļu noteikšanas kritēriji.....	15
1.3. Kriptoalūtas būtība un loma finanšu tirgū .....	18
1.3.1. Kriptoalūtas cenas veidošanās .....	19
1.3.2. Kriptoalūtas loma ekonomikā – valūta vai aktīvs .....	21
1.3.3. Kriptoalūtas loma investīciju portfeli .....	22
1.3.4. Kriptoalūtas volatilitāte .....	23
2. KIRPTOVALŪTU TIRGUS SITUĀCIJAS RAKSTUROJUMS UN TENDENCES.....	25
2.1. Bitcoin .....	29
2.2. Litecoin.....	30
2.3. Ethereum .....	31
2.4. Ripple .....	33
3. MODEĻU IZVEIDE .....	34
3.1. Datu aprakstīšana un sagatavošana modeļu novērtēšanai .....	35
3.2. ARMA modeļu izveide.....	39
3.3. GARCH modelēšana un prognozēšana .....	45
4. REZULTĀTI .....	55
SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI .....	62
IZMANTOTĀ LITERATŪRA UN AVOTI.....	62
PIELIKUMI.....	71

## IEVADS

Pēdējo gadu laikā kriptovalūtas ir kļuvušas par globāli izplatītu fenomenu, kas arvien biežāk un prominentāk tiek apspriestas plašsaziņas līdzekļos, riska kapitāla uzņēmumos, kā arī starp dažādām finanšu un valstu institūcijām. Arvien vairāk cilvēku iegādājas kriptovalūtas, uzskatot tās par vērtīgu investīciju iespēju. Kriptovalūtas tiek uzskatīts par monumentālu tehnoloģisko izrāvienu, kas nodrošinājis tirgu ar stabilu un uzticamu risinājumu attiecībā uz digitālajām valūtām. Galvenie kriptovalūtu raksturojošie elementi finanšu un ekonomikas teorijā ir relatīvi jauni: kriptovalūtām nav fiziska veidola, tās ir bezgalīgi dalāmas, darījumi ir anonīmi un tos iespējams ātri un globāli apstrādāt, kā arī tās nav atkarīgas no uzraugošajām institūcijām un tiek veidotas, izmantojot vismodernākās matemātikas un skaitļošanas metodes. Šo iemeslu dēļ finanšu tirgus dalībnieki un sabiedrība kopumā pret kriptovalūtām aizvien izturas ar aizdomām. Atšķirībā no tradicionālajām valūtām, kriptovalūtas vērtība nav atkarīga no kādas konkrētas valsts ekonomikas vai fiziski taustāma aktīva, kā, piemēram, tas bija zelta-dolāra paritātes gadījumā. Tā vietā vērtības koncepcija ir saistīta ar algoritma drošību un darījumu izsekojamību, kas sniedz daudzas priekšrocības salīdzinājumā ar tradicionālajām maksājumu metodēm, tostarp zemākas darījumu izmaksas un augstāku likviditāti. ASV federālo rezervju valdes priekšsēdētājs ir mudinājis centrālo banku darbiniekus visā pasaulē izpētīt inovācijas finanšu nozarē, tostarp īpašu uzmanību pievēršot kriptovalūtu, blokķēžu un virsgrāmatu tehnoloģiju izpētei un adaptēšanas iespējām finanšu jomā. (Chan, u.c., 2017)

Darba autore uzskata, ka kriptovalūtu atrašanās finanšu tirgu uzmanības centrā ir ļoti pamatota. Ņemot vērā, ka šobrīd kriptovalūtas galvenokārt tiek izmantotas kā investīciju rīks, to tirgus ir ārkārtīgi spekulatīvs, kas rezultējas lielās cenu svārstībās. Viens no aspektiem, kas raksturīgs visām kriptovalūtām, ir augsta volatilitāte. Kriptovalūtu volatilitātei ir izšķiroša nozīme investīciju portfeļa pārvaldībā, jo svārstīgumu mēdz definēt kā finanšu aktīvu kopējo risku, ko mēra kā ienesīguma dispersiju jeb standartnovirzi. Labāka izpratne par kriptovalūtu cenām un to volatilitāti varētu palīdzēt novērtēt ne tikai investīciju risku, bet arī veicināt dažādu noteikumu un likumu izstrādi institucionālā līmenī, kas regulētu un atvieglotu kriptovalūtu lietošanu dažādās pasaules valstīs.

Lai gan pieejamā literatūra par kriptovalūtu volatilitātes pētījumiem ir ierobežota, empīrisko pētījumu skaits pēdējos gados ir ievērojami pieaudzis. Ņemot vērā pieaugošo interesi, darba autore uzskata, ka šobrīd ir nepieciešams veikt lielāko kriptovalūtu padziļinātu izpēti un atrast vispiemērotāko paņēmienu kriptovalūtu volatilitātes modelēšanai un prognozēšanai.

**Maģistra darba mērķis** ir izpētīt kriptovalūtu volatilitātes attīstību laikā un noteikt, ar kuru no apskatītajiem modeļiem iespējams precīzāk nomodelēt un prognozēt kriptovalūtu volatilitātes izmaiņas. Mērķa sasniegšanai ir izvirzīti šādi **darba uzdevumi**:

1. Atlasīt un iepazīties ar teorētisko informāciju no zinātniskās literatūras avotiem par volatilitātes būtību, kā arī tās modelēšanai un prognozēšanai izmantotajiem ekonometriskajiem GARCH saimes modeļiem un to specifiskajām;
2. Iepazīt un izpētīt kriptovalūtu būtību, to lomu finanšu tirgū un volatilitāti, apkopojot dažādu autoru viedokļus;
3. Raksturot galvenās kriptovalūtas, kā arī kopējo kriptovalūtu tirgu un tā tendences;
4. Apkopot un izvērtēt analīzei nepieciešamos datus, kā arī veikt datu sagatavošanu un apstrādi;
5. Veikt un novērtēt izvēlēto kriptovalūtu volatilitātes modelēšanu, izmantojot GARCH saimes modeļus, kā arī izvērtēt šo modeļu prognozēšanas spējas;
6. Pamatojoties uz iegūtajiem rezultātiem, izdarīt secinājumus par GARCH saimes modeļiem, kas vislabāk spēj modelēt kriptovalūtu volatilitāti.

Lai sasniegtu maģistra darba mērķi un īstenotu izvirzītos uzdevumus, darbā tika izmantotas dažādas kvalitatīvās un kvantitatīvās **pētījuma metodes**, tai skaitā, vispārteorētiskās, statistiskās un ekonometriskās analīzes metodes. Teorētiskajā daļā tika izmantota aprakstošā un salīdzinošā metode, analizējot ārzemju autoru zinātniskos rakstus un pētījumus. Empīriskā pētījuma izstrādē tika pielietotas dažādas statistiskās un ekonometriskās metodes, lai veiktu nepieciešamos aprēķinus un ekonometrisko modelēšanu. Darba izstrādē galvenokārt tika izmantota ārzemju zinātniskā literatūra, zinātniskie raksti un pētījumi, kā arī interneta resursi un datubāzes. Datu apstrāde un analīze tika veikta ar EViews 9 un Microsoft Excel datu apstrādes programmām.

**Maģistra darbs ir strukturēts četrās nodaļās.** Pirmajā nodaļā sniegts teorētiskais pamatojums darbā apskatītajām tēmām. Pirmajā apakšnodaļā darba autore apraksta volatilitātes būtību un nozīmi finanšu tirgū, kā arī raksturo nozīmīgākos finanšu datu volatilitātes efektus. Otrajā apakšnodaļā tiek raksturoti volatilitātes modelēšanā izmantotie modeļi un to specifiskā, kā arī aprakstīti attiecīgo modeļu novērtēšanas kritēriji. Trešajā apakšnodaļā aprakstīta kriptovalūtas būtība, cenas veidošanās mehānisms, loma ekonomikā un investīciju portfeli, kā arī apskatīti kriptovalūtas volatilitātes aspekti. Otrajā nodaļā darba autore raksturo pētījuma analīzē izmantotās kriptovalūtas, kā arī sniedz kopējo kriptovalūtu tirgus raksturojumu un tendences. Trešajā nodaļā tiek veikta empīriskā izvēlēto kriptovalūtu volatilitātes ekonometriskā modelēšana, izmantojot teorijas daļā aprakstītos GARCH saimes modeļus. Ceturtajā nodaļā tiek apkopti un paskaidroti pētījuma galvenie rezultāti.

Pētījumā izmantotā **datu kopa** iegūta no <https://www.cryptocompare.com> datubāzes. Šajā interneta vietnē tiek apkopota informācija par kriptovalūtu cenām no 65 pasaulē galvenajām kriptovalūtu maiņas biržām, ar mērķi nodrošināt cenas informācijas precizitāti. Analīzē izmantotās laika rindas ir kriptovalūtu slēgšanas cenas dati ASV dolāros dienu griezumā. **Pētījuma periods** ir no 2015. gada 7. augusta līdz 2018. gada 27. martam. Pētījuma periods visām kriptovalūtām ir vienāds, un tā sākuma datums ir jaunākās kriptovalūtas Etheruem izlaišanas datums.

# 1. KRIPTOVALŪTAS VOLATILITĀTES TEORĒTISKIE ASPEKTI

## 1.1. Volatilitāte finanšu tirgū

Finanšu pētījumu jomā lielu pētnieku interesi ir piesaistījusi finanšu datu laika sēriju izpēte un analīze. Tehnoloģiju attīstība ir sekmējusi finanšu tirgus paplašināšanos: ir palielinājusies informācijas pieejamība, dienas laikā veikto darījumu skaits un ir iespējams veikt aktīvu cenu kontroli reālā laikā. Literatūra klasificē finanšu laikrindu uzvedību kā nestacionāru. Nestacionārā pazīme liecina, ka finanšu laikrindu sadalījums laika gaitā mainās. Saskaņā ar (Cao, u.c., 2003) un (Abu-Mostafa, u.c., 1996) finanšu dati ir ļoti dinamiski, izceļas ar lielām svārstībām un to sadalījums laika gaitā nepakļaujas acīmredzamam un pastāvīgam modelim. Citiem vārdiem sakot, finanšu datiem mēdz novērot augstu volatilitāti.

Augsta volatilitāte nozīmē to, ka vērtība ir izkliedēta plašā vērtību diapazonā, kas īsā laika periodā ievērojami mainās. Neliela volatilitāte nozīmē, ka vērtība laika gaitā būtiski nemainās. (INVESTOPEDIA) Finanšu jomā volatilitāte (apzīmēta ar simbolu  $\sigma$ ) ir aktīva cenas variācijas pakāpe laika gaitā, tā tiek mērīta ar logaritmēta ienesīguma standartnovirzi. Pastāv faktiskā un sagaidāmā volatilitāte, kuras sīkāk var izdalīt pašreizējā, vēsturiskajā un nākotnes volatilitātē. (PediaPress, 2009) Volatilitātes iedalījums attēlots tabulā 1.1.

1.1 tabula

### Volatilitātes veidi

<b>FAKTISKĀ VOLATILITĀTE</b>	<b>SAG AidĀMĀ VOLATILITĀTE</b>
<i>Faktiskā finanšu instrumenta volatilitāte</i>	<i>Pašreizējā sagaidāmā volatilitāte</i>
parāda svārstīgumu noteiktā laika periodā (piem., 30 vai 90 dienas), pamatojoties uz vēsturiskām cenām, kur pēdējais novērojums ir pašreizējā cena.	norāda uz paredzamo svārstīgumu, kas novērojams finanšu instrumenta pašreizējām cenām
<i>Faktiskā vēsturiskā volatilitāte</i>	<i>Vēsturiskā sagaidāmā volatilitāte</i>
parāda finanšu instrumenta svārstīgumu noteiktā laika posmā, bet tā pēdējais novērojums ir cena kādā pagātnes datumā.	norāda uz paredzamo svārstīgumu, kas novērojams finanšu instrumenta vēsturiskajām cenām.
<i>Faktiskā nākotnes volatilitāte</i>	<i>Nākotnes sagaidāmā volatilitāte</i>
parāda finanšu instrumenta svārstīgumu noteiktā laika periodā, sākoties pašreizējā datumā un beidzoties kādā no nākotnes datumiem.	norāda uz paredzamo svārstīgumu, kas novērojams finanšu instrumenta nākotnes cenām.

Avots: autore veidota tabula, (PediaPress, 2009)

Volatilitāte ir svarīga jebkura finanšu aktīva sastāvdaļa, tā nosaka aktīva vērtības izmaiņu lielumu un attēlo risku, kādam pakļauts investors, iegādājoties konkrēto aktīvu. Šī iemesla dēļ ir svarīgi, lai ikviens kriptovalūtu investors izvērtētu potenciālos draudus, kas rodas digitālo valūtu volatilitātes dēļ.

Analizējot laika rindas, datus var iedalīt atkarībā no novērojumu biežuma: (1) ikmēneša, ikgadējie vai ceturkšņu dati parasti tiek klasificēti kā **zema biežuma dati (low frequency data)**.

Tie sniedz plašāku makroekonomisko mainīgo lielumu analīzi, resursu sadales analīzi un ieguldījumu novērtēšanu (Easley, u.c., 2012); (2) Datus, kas attēloti minūtēs vai sekundēs, parasti klasificē kā **augsta biežuma datus** (*high frequency data*). Tos spēcīgi ietekmē neseni notikumi vai tirgus informācijas pieejamība. (Reboredo, u.c., 2012) Augsta biežuma datu analīze pēdējā laikā ir īpaši piesaistījusi daudzu pētnieku un finansistu uzmanību. Pasaulē strauji augošā finanšu darījumu plūsma padara augsta biežuma finanšu datu analīzi par aktuālu paradigmu mūsdienās. (Val, u.c., 2015)

Tradicionāli tiek pieņemts, ka tirgus ienesīgums atbilst normālam sadalījumam, tomēr, analizējot finanšu ienesīgumu, var redzēt, ka sadalījums bieži vien nav normāli sadalīti un ir novērojamas dažādas datu nobīdes. Izmantojot ARMA modeļu reprezentāciju, GARCH modeļi ir spējīgi izskaidrot vairākas šāda tipa finanšu datu īpatnības (Mandelbrot, 1963) un (Mandelbrot, u.c., 1967) pētījumi bija pirmie, kas parādīja, ka finanšu tirgus ienesīguma laika rindām nav raksturīgs Gausa jeb Normālais sadalījums, bet novērojams resnākas sadalījuma astes. **Resnās astes** (*Fat tails*) sadalījums ir datu zvanveida formas sadalījums, kas attēlo datu izkliedi ap vidējo vērtību, kam salīdzinājumā ar normālsadalījumu mēdz būt šaurāka un smailāka datu izkliede ap centrālo punktu, kā arī smagākas astes. (Clark, 1973) apgalvo, ka, lognormalizētais (*lognormal-normal*) sadalījums vislabāk atbilst finanšu datiem. Viņš pamato savu apgalvojumu ar dažādu cenu sēriju attīstību dažādās dienās atšķirīgas informācijas dēļ. Dienās, kad informācija nav pieejama, tirdzniecība var palēnināties, bet ja tirgū parādās jauna informācija, cenu process attīstās daudz ātrāk.

Ir atrasti empīriski pierādījumi, ka starp pašreizējo ienesīgumu un nākotnes volatilitāti pastāv negatīvas attiecības jeb akciju cenu izmaiņas un volatilitāte ir apgriezti saistītas. Raksturīgi, ka aktīvu cenu pieaugums ir saistīts ar samazinātu volatilitāti un otrādi. Šādu situāciju finanšu tirgū dēvē par **sviras efektu**: ja aktīva cena strauji krīt, ir sagaidāma daudz lielāka volatilitāte, nekā pēc straujas aktīva cenas pieauguma. Pēc būtības, šī sviras efekta rezultātā, starp ienesīgumu un volatilitāti ir novērojama asimetrija jeb negatīva korelācija. (Chen, u.c., 2004)

Finanšu datus bieži vien ir novērojama arī volatilitātes klasteru veidošanās. **Volatilitātes klasterēšanās** ir tendence, kad ilgstoši saglabājas vienveidīgi cenas pārmaiņu apjomi, kas rodas lielām finanšu aktīvu cenu svārstības apvienojoties kopā. Pirmais šo efektu dokumentējis (Mandelbrot, 1963), atzīmējot, ka volatilitātes klasterēšanas attiecināma uz novērojumu, ka pēc lielām izmaiņām mēdz sekot lielas izmaiņas, un pēc nelielām izmaiņām seko nelielas izmaiņas. Praksē šī parādība tiek novērota, ja pastāv ilgstošs augstas volatilitātes periods, pēc kā, mainoties finanšu aktīva uzvedībai, seko „mierīguma” periods (zems svārstīgums).

## 1.2. Finanšu datu volatilitātes modelēšana

Visvienkāršākais veids, kā novērtēt aktīva volatilitāti, ir izvēlēties piemērotu ekonometrisku metodi, kas pēc iespējas precīzāk attēlo svārstīguma procesu. Tradicionālie modeļi (standarta novirze, mainīgā vidējā novirze, u.c.) uzskata aktīva atdeves sadalījumu par stabilu, kas nozīmē, ka ekonomikas aģenti savas cerības laika gaitā formulē vienādi. Šāds apgalvojums ir tālu no realitātes, jo finanšu laika rindas mēdz būt ārkārtīgi nestabilas nemiera periodos (negatīvās pārmaiņas, krīze, politiskā spriedze, pēkšņi ekonomikas satricinājumi u.c.), un to ienesīguma dispersija var būt ļoti svārstīga. (Bouoiyour, u.c., 2015) Ekonomikas dalībnieku cerības un reakcija finanšu tirgos veidojas, ņemot vērā ekonomisko situāciju, tirgu ietēmējošus notikumus un pieņēmumus. Tādēļ aktīvu cena ir ļoti jūtīga pret jaunām ziņām un informāciju. (Andersen, u.c., 1998) Tāpat arī jāņem vērā, ka finanšu tirgus datiem laika gaitā ir raksturīga "volatilitātes klasteru" veidošanās – novērojami augsta un zema svārstīguma periodi.

Finanšu datu modeļos bieži novērojams, ka kļūdu dispersija nav konstanta – datus novērojama heteroskedasticitāte. Akadēmiskajā pasaulē atzīts finanšu datu volatilitātes novērtēšanas rīks, kas cīnās ar heteroskedasticitātes problēmu, ir GARCH (General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) modelis (Bollerslev, 1986), kas ir ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) modeļa (Engel, u.c., 1986) vispārināta forma. Galvenā GARCH modeļa priekšrocība, izmantojot iepriekšējo kļūdu aprēķinus, ir iespēja aprakstīt nosacītās dispersijas volatilitāti, ņemot vērā laika rindas īpašības. GARCH tipa modeļi ietver pārejas un pastāvīguma komponentes, volatilitātes grupēšanu (ARCH un GARCH efekta summu), reakciju uz satricinājumiem, strukturālajiem pārrāvumiem un sviras efektu. Pirmo svarīgo modeļu kopumu, ko izmanto volatilitātes klasteru modelēšanai, ieviesa Roberts Engles 1892. gadā, sākotnējais modelis tika papildināts, pieņemot, ka nosacītā dispersija seko ARMA procesam. Tas ļauj attēlot autoregresīvo nosacītās dispersijas procesu. (Bouoiyour, u.c., 2015) Šis modelis plaši pētīts un izmantots finanšu analītiķu starpā, piemēram, (Hansen, u.c., 2004) salīdzināja 330 ARCH tipa modeļus attiecībā uz to spēju aprakstīt nosacīto dispersiju, izmantojot Diebold-Mariano (Diebold, u.c., 1995) prognozes precizitātes pārbaudi un konstatēja, ka analizējot valūtas maiņas kursu GARCH (1,1) labākus rezultātus par citiem, sarežģītākiem modeļiem, tomēr nespēja tik precīzi uztvert sviras efektu akciju tirgu analīzē.

Pēdējā laikā aizvien vairāk tiek apspriesti arī citi volatilitātes prognozēšanas paņēmieni, viens no tiem ir Atbalsta Vektora Regresijas (SVR) metode. SVR ir stingra un konsekventa metode, kas ņem vērā finanšu datu nelinearitāti un dinamisko raksturu. (Gavrishchaka, u.c., 2003), (Gavrishchaka, u.c., 2006) un (Chen, u.c., 2009) savos darbos jau ir snieguši empīriskus pierādījumus SVR metodes efektivitātē attiecībā uz finanšu datu svārstīguma prognozēšanu un

simulēšanu. Arī (Peng, u.c., 2017), kas par sava pētījuma objektu izmanto tieši kriptovalūtas, demonstrē SVR metodes pārākumu pār tradicionālo GARCH modeli attiecībā uz kriptovalūtu volatilitātes novērtējumu un prognozes precizitāti.

### 1.2.1. ARMA modelis

Kā jau iepriekšējā nodaļā tika minēts, GARCH modeļa izveide bieži vien tiek balstīta uz ARMA modeļa pamata. ARCH modelis ir piemērots, ja kļūdu novirze laika rindā seko AR modelim, savukārt, ja tā seko ARMA modelim, tad GARCH modelis būs daudz piemērotāks. (Bollerslev, 1986) Tādēļ pirms GARCH modeļa lietderīgi ir iepazīt ARMA modeli. Vispārējais autoregresīvais slīdošā vidējā modelis, jeb ARMA (q,p) modelis sastāv no AR (q) un MA (p) modeļu kombinācijas, p un q šajā modelī apzīmē procesa kārtu.

Q-tās kārtas autoregresīvo AR (q) modeli var definēt šādi:

$$y_t = c + a_1 y_{t-1} + \dots + a_q y_{t-q} + u_t \quad \text{jeb} \quad y_t = c + \sum_{i=1}^q a_i y_{t-i} + u_t \quad (1.1.)$$

kur:

$c$  – konstante;

$a$  – koeficienti;  $|\sum_{i=1}^q a_i| < 1$

$u_t$  – baltā trokšņa process;

Q-tās kārtas slīdošā vidējā MA (p) modeli var definēt šādi:

$$y_t = c + m_1 u_{t-1} + \dots + m_p u_{t-p} + u_t \quad \text{jeb} \quad y_t = c + \sum_{j=1}^p m_j u_{t-j} + u_t \quad (1.2.)$$

kur:

$c$  – konstante;

$m$  – koeficienti;

$u_t$  – baltā trokšņa process;

Savukārt, abu modeļu kombināciju – ARMA (q,p) definē šādi:

$$y_t = c + a_1 y_{t-1} + \dots + a_q y_{t-q} + u_t + m_1 u_{t-1} + \dots + m_p u_{t-p} \quad \text{jeb} \quad (1.3.)$$

$$y_t = c + \sum_{i=1}^q a_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^p m_j u_{t-j} + u_t$$

kur:

$c$  – konstante;

$a, m$  – koeficienti;  $|\sum_{i=1}^q a_i| < 1$

$u_t$  – kļūdas;  $E(u_t) = 0$

Lai ARMA metode būtu efektīva, tā jāpiemēro stacionārām laika rindām. Tiek uzskatīts, ka ARMA (q,p) modelis ir stacionārs, ja AR un MA, abas procesa daļas ir stacionāras. Tā kā MA process vienmēr ir apmierināts ar šo nosacījumu, tad ARMA modelī stacionaritāte tiek sasniegta, ja koeficienta  $a$  absolūtā summa ir mazāka par vienu. Burts „I” ARIMA modelī apzīmē diferenciacijas pakāpi, ar kādu procesā ir iegūtu datu stacionaritāte. (Luthekepohl, u.c., 2004) Ja sākotnējie dati ir stacionāri, tad tie pakļaujas ARMA (q,p) procesam, bet ja dati diferencēti ar pirmo kārtu, tad tie pakļaujas ARIMA (q, 1, p) procesam.

### 1.2.2. ARCH modelis

R. F. Engle saprata, ka laika rindās ar lieliem novirzes punktiem un volatilitātes klasterēšanos arī nosacījuma otrajiem momentiem var būt svarīga struktūra. Tāpēc viņš ieviesa autoregresīvo nosacītās heteroskedasticitātes (ARCH) modeli. Ekonometrijā ARCH modelis ir laika rindu datu statistiskais modelis, kas apraksta esošo kļūdu dispersiju vai jauno dispersiju kā funkciju no iepriekšējo periodu kļūdu faktiskajiem lielumiem. (Engle, 1982) ARCH modeļa koncepcija paredz, ka volatilitātes novērtējums būs precīzāks, ja tiks ņemti vērā iepriekšējo periodu dati. Tas nozīmē, ka šī perioda svārstīgums ir atkarīgs no informācijas iepriekšējā perioda. ARCH tests ir pirmais solis, lai izprastu GARCH modeļa procesu. Gan ARCH, gan GARCH modeļi sastāv no trīs vienādojumiem: nosacītā vidējā vienādojums (1.4.), kļūdu vienādojums (1.5.) un nosacītās dispersijas vienādojums (1.6.). Abi vienādojumi ir jānovērtē vienlaicīgi, jo dispersija ir funkcija no vidējā. ARCH (q) modeli var definēt šādi:

$$r_t = \mu + u_t \quad (1.4.)$$

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim i. i. d N(0,1) \quad (1.5.)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 \quad jeb \quad h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 \quad (1.6.)$$

kur:

$r_t$  – ienesīgums;

$\mu$  – ienesīguma vidējā vērtība;

$\alpha_0$  – konstante;  $\alpha_0 > 0$

$\alpha_i$  – koeficienti;  $1 > \alpha_i \geq 0$ , lai nodrošinātu stacionaritāti un pozitīvu dispersiju;  $i > 1$

$q$  – autoregresīvo novērojumu skaits, (ARCH process);

$u_t$  – kļūdas;

$\varepsilon_t$  – baltā trokšņa process;

$\sigma_t$  – kļūdu standartnovirze;

$h_t$  – nosacītā dispersija.

ARCH modeļa empīriskajā pielietojumā bieži tiek prasīta relatīvi ilga laika nobīde nosacītās dispersijas vienādojumā, un, lai izvairītos no problēmām ar negatīvās dispersijas

parametriem, parasti tiek uzlikta fiksēta lagu struktūra. (Engel, u.c., 1986) Tika novērots, ka ARCH modelim parasti ir vajadzīgs liels skaits lagu, lai varētu precīzi raksturot modeli, ko var uzskatīt par galveno šā modeļa vājo posmu. Tāpēc (Bollerslev, 1986) un (Taylor, 1986) ierosināja modeli paplašināt.

### 1.2.3. GARCH modelis

Lai uzlabotu ARCH modeli, (Bollerslev, 1986) izveidoja GARCH modeli, kas ļautu veidot elastīgāku lagu struktūru un nodrošinātu ilgāku atmiņu. Atšķirībā no ARCH procesa, kurā nosacītā dispersija ir lineāra funkcija no iepriekšējām dispersijām, GARCH modelī tiek iekļautas arī novēlotās nosacītās dispersijas. GARCH modeļus izmanto ne tikai vēsturiskā svārstīguma procesa modelēšanai, bet arī multi-periodu svārstīguma prognozēšanai. (Bollerslev, 1986) apgalvo, ka pat vienkāršs GARCH modelis sniedz nedaudz atbilstošākus un ticamākus rezultātus nekā ARCH modelis ar lielu lagu skaitu. Galvenokārt GARCH modeļi tiek izmantoti, lai analizētu un prognozētu akciju peļņu, procentu likmju un valūtas maiņas kursu. (Bollerslev, u.c., 1992) Nosacītā vidējā vienādojums un kļūdu vienādojums GARCH modelī paliek tāds pats kā iepriekš apskatītajā ARCH modelī, attiecīgi, formulas (1.4.) un (1.5.), taču nosacītās dispersijas vienādojums (1.7.) atšķiras. Līdz ar to, GARCH (q,p) modeli var definēt šādi:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \dots + \beta_p h_{t-p} \quad (1.7.)$$

*jeb*

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}$$

Kur:

$\alpha_0$  – konstante;  $\alpha_0 > 0$

$\alpha_i, \beta_j$  – koeficienti;  $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$  ir stacionaritātes nosacījums;  $\alpha_i > 0$ ;  $\beta_j > 0$

$q$  – autoregresīvo novēlojumu skaits, (ARCH process);

$p$  – slīdošā vidējā novēlojumu skaits (GARCH process);

$u_t$  – kļūdas;

$h_t$  – nosacītā dispersija.

Svarīgi atzīmē, ka GARCH process  $p=0$  gadījumā kļūst par ARCH procesu. Galvenā GARCH modeļa atšķirība slēpjas  $\alpha$  un  $\beta$  summā. Tas dod noturības parametru, kas parāda, cik strauji lielas svārstības pazūd pēc šoka. Literatūrā GARCH modeļi parasti tiek izmantoti tādu finanšu laika sēriju modelēšanā, kurās pastāv laikā mainīga volatilitāte un volatilitātes klasterēšanās, t.i., svārstību periodi, kas mijās ar relatīvā mierīguma periodiem. (Brooks, 2014)

### 1.2.4. TGARCH modelis

Abi standarta modeļi pieņem, ka pozitīviem un negatīviem jaunumiem ir vienāda ietekme uz nosacīto dispersiju  $h_t$ . Tomēr empīriskā literatūra, kas analizē aktīvu ienesīgumu, norāda, ka negatīvās ziņas turpmāko volatilitāti ietekmē vairāk nekā pozitīvas ziņas. (Luthekepohl, u.c., 2004) Šāda sviras efekta esamība apstiprina nepieciešamību uzlabot esošos modeļus. Lai apstiprinātu sviras efekta esamību, (Zakoian, 1994) ievieša Slietšņa (*Trashold*) GARCH modeli jeb TGARCH modeli. Nosacītais vidējais vienādojums (1.4) un kļūdu vienādojums (1.5.) TGARCH modelī paliek tāds pats kā iepriekš apskatītajā ARCH modelī, taču nosacītās dispersijas vienādojums(1.8.) atšķiras. TGARCH process ir definēts šādi:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \dots + \beta_p h_{t-p} + \gamma_1 I_{t-1} u_{t-1}^2 + \gamma_k I_{t-k} u_{t-k}^2 \quad (1.8.)$$

jeb

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} + \sum_{k=1}^r \gamma_k I_{t-k} u_{t-k}^2$$

Kur:

$\alpha_0$  – konstante;  $\alpha_0 > 0$

$\alpha_i, \beta_j, \gamma_k$  – koeficienti;

$I_t$  – indikatora funkcija;  $I_t = 1$ ;  $u_t < 0$  ja ziņas ir labas (modelī ir sviras efekts) un  $I_t = 0$ ;  $u_t \geq 0$   $I_t$  ja ziņas ir sliktas (modelī nav sviras efekts), tad TGARCH process kļūst par GARCH procesu

$u_t$  – kļūdas;

$h_t$  – nosacītā dispersija

Galvenā TGARCH modeļa atšķirība slēpjas  $\alpha$  un  $\gamma$  summā. Labajām ziņām  $u_{t-1} > 0$  un sliktajām ziņām  $u_{t-1} < 0$  ir atšķirīga ietekme uz nosacīto dispersiju, t.i., labās ziņas ietekmē  $\alpha_i$ , savukārt sliktās ziņas ietekmē  $\alpha_i + \gamma_i$ . Ja  $\gamma_i > 0$ , sliktās ziņas palielina volatilitāti un pastāv i-tā kārtībā ir sviras efekts. Ja  $\gamma_i \neq 0$ , ziņu ietekme ir asimetriska. (Foscolo, 2012)

### 1.2.5. EGARCH modelis

Nākamā šajā darbā apskatītā GARCH modeļa modifikācija ir Eksponenciālais GARCH, jeb EGARCH, ko raksturo (Nelson, 1991). EGARCH modelis pieļauj, ka volatilitātes reakcija uz pozitīviem un negatīviem satricinājumiem var atšķirties. Salīdzinot atsevišķu atlikumu ar tā vidējo vērtību, tiek iegūta norāde par šoka pozitīvo vai negatīvo zīmi. Tādējādi, pēc negatīva šoka svārstības var būt lielākas nekā pēc pozitīvā šoka. Šādu datu uzvedību mēdz novērot finanšu tirgos. EGARCH modelis ir modeļa logaritmiskā transformācija, un no tā izrietošie modeļa parametri piespiedu kārtā būs pozitīvi, jo logaritms ir aprēķināts no pozitīvas vērtības.

(Sjo, 2011) EGARCH modelis ir nedaudz sarežģītāka GARCH modeļa modifikācija, to veido nosacītā vidējā vienādojums (1.4.), kļūdu vienādojums (1.9.) un nosacītās dispersijas vienādojums (1.10.). EGARCH process ir definēts šādi:

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim i. i. d N(0,1); \varepsilon_t = \frac{u_t}{\sqrt{h_t}} \quad (1.9.)$$

$$\begin{aligned} \log(h_t) = & \alpha_0 + \beta_1 \log(h_{t-1}) + \dots + \beta_p \log(h_{t-p}) + \theta \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \dots + \theta \frac{u_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \\ & + \gamma_k \left[ \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - E \left( \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} \right) \right] + \dots + \gamma_k \left[ \frac{|u_{t-k}|}{\sqrt{h_{t-k}}} - E \left( \frac{|u_{t-k}|}{\sqrt{h_{t-k}}} \right) \right] \end{aligned} \quad (1.10.)$$

*jeb*

$$\log(h_t) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(h_{t-j}) + \sum_{i=1}^q \theta_i \frac{u_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} + \sum_{k=1}^r \gamma_k \left[ \frac{|u_{t-k}|}{\sqrt{h_{t-k}}} - E \left( \frac{|u_{t-k}|}{\sqrt{h_{t-k}}} \right) \right]$$

Kur:

$\alpha_0$  – konstante;  $\alpha_0 > 0$

$\beta_j, \gamma_k, \theta_i$  – koeficienti;

$E(|\varepsilon_{t-1}|) = \sqrt{\frac{2}{\pi}}$ , ja  $\varepsilon_t \sim N(0,1)$

$u_t$  – kļūdas;

$\varepsilon_t$  – baltā trokšņa process;

$\sigma_t$  – kļūdu standartnovirze;

$h_t$  – nosacītā dispersija

Vienādojumā ir akcentētas volatilitātes asimetriskās atbildes reakcijas uz pagātnes pozitīvajiem un negatīvajiem satricinājumiem. Sviras efektu ir iespējams aprēķināt, ja koeficients  $\theta < 0$ . EGARCH modelē dispersijas logaritmu ( $\log(h_t)$ ), kas nozīme, ka sviras efekts ir eksponenciāls, un galvenā modeļa priekšrocība ir tā, ka neatkarīgi no parametru zīmes nosacījuma dispersija ( $h_t$ ) saglabājas pozitīva. (Fišer, 2015)

### 1.2.6. PGARCH modelis

ARCH modeļa modifikācijas ir ievērojami papildinājušas sākotnējo ARCH modeli, lielākā daļa populārāko paplašinājumu ieviesti, lai vienlaicīgi precizētu gan vidējās vērtības, gan dispersijas vienādojumus. Viens no paplašinājuma veidiem, kas pieļauj sviras efektus, ir spēka (*Power*) GARCH modelis. PGARCH modelē volatilitātes rādītāju kā nosacījuma standartnovirzi nevis nosacījuma dispersiju. Šo modeli apkopoja (Ding, u.c., 1993) Praktiski visos empīriskajos pētījumos ziņots par pārmērīgu asimetrijas (*skewness*) un ekscesa (*kurtois*) koeficientu esamību finanšu laika rindās. Tādos gadījumos bieži izmantotā Gausa jeb normālā

sadalījuma sistēma var zaudēt savu efektivitāti attiecībā uz datu aprakstīšanas spēju, un citas spēka (*power*) datu pārveides formas var būt piemērotākas. (Ané, 2006) PGARCH modeli var definēt šādi:

$$\sigma_t^\delta = \alpha_0 + \alpha_1(|u_{t-1}| - \gamma_1 u_{t-1})^\delta + \dots + \alpha_i(|u_{t-i}| - \gamma_i u_{t-i})^\delta + \beta_1 \sigma_{t-1}^\delta + \dots + \beta_j \sigma_{t-j}^\delta$$

*jeb*

(1.11.)

$$\sigma_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|u_{t-i}| - \gamma_i u_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^\delta$$

Kur:

$\alpha_0$  – konstante;  $\alpha_0 > 0$

$\beta_j, \alpha_i, \gamma_i$  – koeficienti;  $\delta > 0, |\gamma_i| \leq 1, ja i = 1, 2, \dots, r$  un  $\gamma_i = 0, ja i > r$  un  $r \leq p$

$u_t$  – kļūdas;

$\sigma_t$  – kļūdu standartnovirze

PGARCH modelī tiek uztverts asimetrijas efekts, ja  $\gamma \neq 0$ . PGARCH modelis ir vienāds ar standarta GARCH modeli, kad  $\delta = 2$  un  $\gamma_i = 0$  visiem  $i$ . (Wiphatthanananthakula, u.c., 2010)

### 1.2.7. Labāko modeļu noteikšanas kritēriji

Atbilstošāka GARCH tipa modeli izvēlas, pamatojoties uz informācijas kritērijiem, kas nosaka līdzsvaru starp modeļa **piemērotību un ekonomiju/taupību**. Modeļa piemērotība ir saistīta ar novērtēšanas kvalitāti, kas tiek noteikta ar maksimālās varbūtības (*maximum likelihood, MLE*) metodi, par vēl precīzāku tiek uzskatīta log-varbūtības (*log-likelihood*) metode. Savukārt modeļa ekonomija jeb taupība ir saistīta ar novērtēšanā izmantoto parametru skaitu. (Franses, u.c., 2000) Pastāv dažādi kritēriji, kā novērtēt un salīdzināt dažādus modeļus. Tiek vērtēts, cik precīzi modelētā volatilitāte sakrīt ar reālo volatilitāti. Par labāku tiek atzīts tas modelis, kuram šie informācijas kritēriji ir viszemākie. Tā kā pašreizējā empīriskajā literatūrā nedominē viena konkrēta metode, precīzākai volatilitātes modeļa atbilstības noteikšanai var izmantot vairākus kritērijus, kas spēj attēlot fokusa mainīgo uzvedību. (Bouoiyour, u.c., 2015) Šajā darbā tiks sīkāk paskaidroti trīs populārākie standartkritēriji – Akaike informācijas kritērijs (AIC), Švarca–Beijesa informācijas kritērijs (SBIC) un Hanana–Kvinna informācijas kritērijs (HQIC).

Vispopulārākais ir **Akaike informācijas kritērijs (AIC)**. AIC ir bieži izmantots un ievērojams pazīstamu modeļu izvēles kritērijs faktiskos datu analīzē dažādās jomās. AIC novērtējums tiek sadalīts divās grupās, atspoguļojot kompromisu starp log- maksimālo varbūtību t.i.  $-2\log(\hat{\sigma}^2)$  (neatbilstības komponente) un  $k$  (soda komponente), kas palielinās ar parametru skaitu un tiek izmantota, lai novērstu pārvērtēšanu (*overfitting*).

Akaike informācijas kritēriju (AIC), kas piemērots ARCH tipa kļūdu modelēšanai, var definēt šādi:

$$AIC = -2\log(\hat{\sigma}^2) + 2(k) - 1 - \log(2\pi) \quad (1.12.)$$

Kur:

$\hat{\sigma}^2$  – aprēķinātā modeļa kļūdu dispersija;

$k$  – modeļa brīvo parametru skaits.

Tomēr daži empīriskie pētījumi parāda, ka AIC nav konsekventas, un tādēļ apjomīgos modeļos tas var sniegt neprecīzu modeļa novērtējumu ar augstu varbūtību. (Javed, u.c., 2013) Piemēram, (Shibata, 1976) demonstrēja empīrisku liecību, ka AIC ir tendence izvēlēties modeļus, kas ir pārvērtēti. Lai novērstu šo konsekvences trūkumu, ir izstrādātas dažādas kritēriju modifikācijas – **Švarca–Beijesa informācijas kritērijs (SBIC)** ir viena tām. Švarca–Beijesa informācijas kritēriju (SBIC), kas piemērots ARCH tipa kļūdu modelēšanai, var definēt šādi:

$$SBIC = -2\log(\hat{\sigma}^2) + (k) \times \log(n) - 1 - \log(2\pi) \quad (1.13.)$$

Kur:

$\hat{\sigma}^2$  – aprēķinātā modeļa kļūdu dispersija;

$k$  – modeļa brīvo parametru skaits;

$n$  – novērojumu skaits.

SBIC tiek izmantots modeļiem, kurus aprēķina, izmantojot maksimālās ticamības metodi, un kritērijs tiek iegūts ar nosacījumu, ka izlases lielums  $n$  ir pietiekami liels. Daži pētnieki ir spējuši pierādīt pārliecinošus argumentus par labu AIC salīdzinājumā ar SBIC. (Burnham, u.c., 2004) Līdz ar to, nevar apgalvot, ka kāds no šiem rādītājiem būtu viennozīmīgi pārrāks par otru.

**Hanana–Kvinna informācijas kritērijs (HQIC)** ir alternatīva AIC un SIC kritērijiem. HQIC pamatojams ar iterēta logaritma likumu autoregresijas kārtībai, kur soda funkcija samazinās pēc iespējas ātrāk, lai, pieaugot izlases lielumam, nodrošinātu stingru konsistentu novērtējumu. (Javed, u.c., 2013)

Hanana–Kvinna informācijas kritēriju (HQIC), kas piemērots ARCH tipa kļūdu modelēšanai, var definēt šādi:

$$HQIC = -2\log(\hat{\sigma}^2) + 2(k) \times \log(\log(n)) - 1 - \log(2\pi) \quad (1.14.)$$

Kur:

$\hat{\sigma}^2$  – aprēķinātā modeļa kļūdu dispersija;

$k$  – modeļa brīvo parametru skaits;

$n$  – novērojumu skaits.

Kad noteikts labākais GARCH tipa modelis, kam ir viszemākie AIC, SIC un HQIC, ar iegūtu vidējās vērtības un dispersijas vienādojumu palīdzību iespējams veikt volatilitātes prognozēšanu. Lai noteiktu labāko modeli, kas sniegs visprecīzāko prognozi, modeļus iespējams savstarpēji salīdzināt, izmantojot dažādus parametrus. Vidējā absolūtā kļūda (MAE) un saknes vidējā kvadrāta kļūda (RMSE) ir divi visbiežāk lietotie parametri, ko izmanto nepārtrauktā mainīgā lieluma precizitātes noteikšanai. Salīdzināšana tiek īstenota pēc tāda paša principa kā tas tiek darīts ar iepriekš apskatītajiem informācijas kritērijiem - jo mazāki ir šie rādītāji, jo precīzāku prognozi spēj sniegt modelis.

**Vidējā absolūtā kļūda (MAE)** sniedz informāciju par prognozes sagaidāmo kļūdu vidējo lielumu, bet, to interpretējot, jāievēro piesardzība, jo pozitīvās un negatīvās kļūdas izlīdzinās. MAE tiek aprēķināta pēc šādas formulas:

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^N |s_t - \hat{s}_t|}{N} \quad (1.15.)$$

Kur:

$|s_t - \hat{s}_t|$  - absolūta kļūda;

N – novērojumu skaits.

**Vidējā kvadrātiskā kļūda (RMSE)** tiek lietota, lai noteiktu atšķirības starp faktiski novērotajām vērtībām un tām, ko paredz modelis. RMSE ir precizitātes rādītājs, lai salīdzinātu dažādu modeļu prognozēšanas kļūdas konkrētiem datiem, nevis datu kopām, jo tas ir atkarīgs no mēroga, līdz ar to RMSE ir jūtīgs pret retām kļūdām. (Hyndman, u.c., 2006) RMSE tiek aprēķināta pēc šādas formulas:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (s_t - \hat{s}_t)^2}{N}} \quad (1.16.)$$

Kur:

$|s_t - \hat{s}_t|$  - absolūta kļūda;

N – novērojumu skaits

### 1.3. Kriptoalūtas būtība un loma finanšu tirgū

Jaunas tehnoloģijas, kurās tiek izmantota šifrēšana un kriptogrāfija, veicina pārmaiņas pasaules ekonomikā, tostarp veidā, kā notiek apmaiņa starp precēm, pakalpojumiem un finanšu aktīviem. Svarīgu lomu šī procesa attīstībā ieņem virtuālo valūtu rašanās. Virtuālas valūtas ir privātā sektora sistēmas, kas daudzos gadījumos atvieglo P2P (*peer-to-peer*) apmaiņu, apejot tradicionālo sistēmu. Šis segments un ar to saistītās tehnoloģijas strauji attīstās, taču to nākotni šobrīd ir grūti prognozēt. (IMF Staff Team, 2016) Viens no virtuālo valūtu paveidiem ir kriptoalūta. Tā ir digitāla valūta, kuru atšķirībā no citām valūtām nekontrolē centralizētas ekonomiskās sistēmas un bankas. Lielākā daļa kriptoalūtu ir anonīmas, tas nozīmē, ka tās neidentificē, kas ir darījuma veicējs, vienlaikus padarot darījuma datus publiski pieejamus. Ātrums, ar kādu jaunās valūtas tiek izveidotas, ir noteikts un skaidri redzams atšķirībā no centralizētajām sistēmām, kurās valdības vai bankas var emitēt jaunu valūtu, kad uzskata to par nepieciešamu. Tas padara kriptoalūtas aizsargātas no politiskās ietekmes. Lielākā daļa kriptoalūtu ir izstrādātas tā, lai jaunu vienību ražošana pakāpeniski samazinātos, tiecoties uz maksimālo summu, kas pastāv, lai novērstu augstu inflāciju.

Kriptoalūtu ekosistēmas pamatā ir ‘kriptoalūtas racēji’, kam ir izšķiroša loma gan jaunu kriptoalūtu izveidē, gan kriptoalūtas blokķēdes darījumu pārbaudē. Process, kurā tiek izmantota specializēta datortehnika, lai atrisinātu sarežģītas matemātiskās problēmas, tiek saukts par ‘rakšanu’, bet visi, kas piedalās šajā rakšanas procesā, tiek dēvēti par kriptoalūtu racējiem, kas veido racēju kopienu. Racēji, izmantojot skaitļošanas jaudu, pārbauda darījumus, pretī par to saņemot atlīdzību – noteiktu skaitu kriptoalūtu. Tādā veidā sistēmai tiek pievienoti jauni valūtas aktīvi. Maksājumu apjoms, kā arī dažādi citi parametri, piemēram, skaitļošanas grūtības pakāpe un pat kopējais kriptoalūtu daudzums, ir eksogēni mainīgie. (Easley, u.c., 2017) Visi darījumi tiek pārbaudīti ar kriptogrāfijas palīdzību un reģistrēti publiskajā virsgrāmatā. Savukārt, virsgrāmata tiek uzturēta ar kriptoalūtu racēju kopienas starpniecību. (Paelstrand, u.c., 2015) Lai labāk izprastu kriptoalūtu būtību un nozīmi ekonomikā, būtu lietderīgi apskatīt pirmo decentralizēto kriptoalūtu – Bitcoin.

2008. gadā Satoshi Nakamoto, kāda anonīma persona vai grupējums, iepazīstināja pasauli ar Bitcoin – jaunu un vienkāršu veidu, kā veikt darījumus internetā, kas darbojas ātri, globāli un neatkarīgi no uzraugošajām institūcijām. (Nakamoto, 2008) Kaut arī Bitcoin nav pirmā digitālā valūta, salīdzinot ar saviem priekštečiem, Bitcoin tiek uzskatīts par strauju tehnoloģisko izrāvienu, jo tas spēj atrisināt tādas kriptogrāfiskas problēmas kā Uzticamā trešā puse (TTP) (*Trusted third party*) (Andrychowicz, u.c., 2014) un Divkāršā-izmantošana (*Double-spending*) (Rosenfeld, 2014). Tādējādi, Bitcoin atrisinājis iepriekš neveiksmīgos

mēģinājumus nodrošināt tirgu ar stabilu un uzticamu risinājumu attiecībā uz digitālajām valūtām. Bitcoin tika radīts ar nolūku kalpot kā apmaiņas līdzeklis, tomēr tā īpašības ļauj tam kalpot arī kā investīciju rīkam. Viena no raksturīgākajām Bitcoin īpašībām, kas to atšķir no citiem aktīviem, ir īpaši augstā volatilitāte. Ekonomistu un pētnieku vidū bieži tiek pieminēts, ka spekulācijas ar Bitcoin ir galvenais faktors, kas veicina cenas nestabilitāti. Arī informācijas un darījumu drošība joprojām tiek apspriesta kā satraucoša tēma. (Yermack, 2013) savā darbā norāda uz Bitcoin spekulatīvo potenciālu un kritizē Bitcoin kā valūtu un riska ierobežošanas līdzekli. Autors uzsver, ka Bitcoin nevar kļūtu par funkcionālu digitālo valūtu, jo tā vērtība un likviditāte nedarbojas kā citām reālām valūtām. Kaut arī (Kristoufek, 2015) savā pētījumā atrod pierādījumus starp tradicionālo valūtu un kriptovalūtu līdzību dažos aspektos, autors atzīst, ka Bitcoin ir dinamisks un nestabils, un tādēļ vairāk tiek izmantots kā spekulatīvs aktīvs nevis valūta.

Kopš pasaule ir iepazinusi Bitcoin, kriptovalūtu tirgus ir ārkārtīgi strauji attīstījušies. Darba rakstīšanas brīdī eksistē vairāk kā 1500 dažādas kriptovalūtas, kuru kopējā tirgus kapitalizācija (t.i. tirgus cena, kas reizināta ar esošo valūtas vienību skaitu) ir 263,5 miljardi ASV dolāru. Lielākā daļa no šīm kriptovalūtām, kas pēc būtības ir Bitcoin tehnoloģijas kloni ar nelielām parametru modifikācijām (atšķirīgs bloka izmērs, naudas piedāvājuma apmērs vai iegūšanas shēma), tiek sauktas par Altcoiniem. Dažas kriptovalūtas, kas, kaut arī balstītās uz Bitcoin tehnoloģijas konceptiem, tomēr demonstrē būtiskus tehnoloģiskos uzlabojumus un dažādas inovācijas. Atšķirības var novērot gan jauna konsensa mehānisma ieviešanā (piemēram, *proof-of-stake*), kā arī decentralizētas skaitļošanas platformas ar "viedo līgumu" iespējām, kas nodrošina būtiski atšķirīgu funkcionalitāti un pilnveido izmantošanas iespējas.

Ir pieejams plašs literatūras klāsts par kriptovalūtu tehniskajiem un juridiskajiem aspektiem, ko pēdējā laikā papildina arī ekonomistu un finansistu debates. Tā kā kriptovalūtas ir salīdzinoši jauns izgudrojums, kam īpaša uzmanība pievērsta straujas izaugsmes un cenu kāpuma dēļ, akadēmiskā literatūra par šo tēmu ir ierobežota, jo īpaši salīdzinājumā ar citām ekonomikas un finanšu tēmām. Tomēr pētījumu skaists šajā jomā ir pieaudzis, koncentrējot uzmanību uz kriptovalūtu cenas veidošanās mehānismiem; tiek izvērtēts, vai kriptovalūta varētu kļūt par globālu valūtu, kas funkcionētu kā apmaiņas līdzeklis; kriptovalūtu lomas atklāšana ieguldījumu portfelī; kā arī pētījumi par ārkārtīgi augsto volatilitāti; pēdējā joma ir saistīta ar šī darba tēmu, tādēļ tiks pētīta padziļināti.

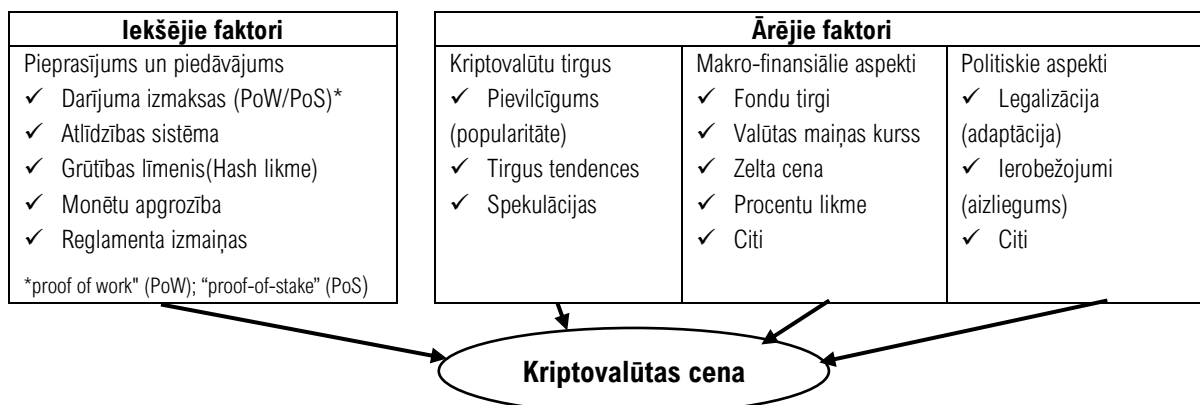
### **1.3.1. Kriptovalūtas cenas veidošanās**

Kriptovalūtu piedāvājums, pieprasījums un vērtība laika gaitā būtiski mainījusies, līdz ar to, pētījumi par cenas veidošanos ir kļuvuši ļoti svarīgi. Visvairāk analizēta un pētīta ir

Bitcoin cenas veidošanās. Ņemot vērā, ka Bitcoin ir populārākā kriptovalūta, nav nekādas brīnums, ka pētnieki pārsvarā pievēršas tieši Bitcoin izpētei.

(Ciaian, u.c., 2016) salīdzina Bitcoin ar tradicionālo valūtu parametriem. Pētījuma rezultāti atklāja līdzīgus cenu veidošanas modeļus. Bitcoin cena veidojas, ņemot vērā gan tradicionālos valūtas cenu noteikšanas faktoros, piemēram, piedāvājuma un pieprasījuma tirgus spēkus, gan specifiskus kriptovalūtu faktoros, piemēram, Bitcoin pievilcība investoriem un lietotājiem. Citā pētījumā, (Bouoiyour, u.c., 2015) galvenie Bitcoin cenu ietekmējošie faktori tika noteikti, izmantojot ARDL testēšanas metodi. Tika secināts, ka faktori, kas ietekmē Bitcoin cenas veidošanos, ilgtermiņā un īstermiņā būtiski atšķiras. Pie līdzīga secinājuma nonāca arī (Li, u.c., 2016), apgalvojot, ka ilgtermiņā cenu izmaiņas ir daudz jūtīgākas pret makroekonomikas fundamentālajiem rādītājiem un mazāk jutīgākas pret tehnoloģiskajiem faktoriem. Izmantojot jaunu metodi, ko sauc par Empīriskā režīma dekompozīciju (EMD), (Bouoiyour, u.c., 2016) izdodas pierādīt, ka Bitcoin cenu ilgtermiņā ļoti spēcīgi ietekmē makroekonomikas fundamentālie rādītāji, kaut arī parasti tas tiek uzverts kā tīri spekulatīvs aktīvs. (Van Renterghem, u.c., 2017) OLS un ADL modeļu analīze atklāj, ka darījumu apjoms ir viens no svarīgākajiem cenu ietekmējošajiem faktoriem, savukārt makroekonomiskie un sociālie rādītāji parāda tikai īstermiņa attiecības ar cenu. (Kristoufek, 2013) veiktais pētījums pierāda, ka pastāv sakarība starp meklēšanas vaicājumiem (Google Trends un Wikipedia) un Bitcoin cenu, kā arī to, ka pastāv paaugstināta sabiedrības interese par digitālo valūtu, kad tā atrodas virs vai zem sava trenda. Salīdzinot piecas dažādas kriptovalūtas (Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin un Monero), (Sovbetov, 2018) atklāj, ka būtiskie cenu noteicošie faktori visām piecām kriptovalūtām gan īstermiņā, gan ilgtermiņā ir vienādi.

Apkopojot dažādu autoru veikto analīzi par kriptovalūtas cenas veidošanās mehānismu, var nošķirt četras nozīmīgākās ietekmes jomas, kas iedalās iekšējos un ārējos faktoros. Dažādu autoru piedāvātais grupējums, uzskatāmā formā apkopots attēlā 1.1.



1.1 att. Kriptovalūtas cenas noteicošie faktori

Avots: autores veidots attēls, apkopojot informāciju no (Sovbetov, 2018), (Ciaian, u.c., 2016), (Kristoufek, 2015), (Bouoiyour, u.c., 2016), (Poyser, 2017)

Kā redzams attēlā 1.1, iekšējo faktoru galvenais virzītājspēks ir piedāvājums un pieprasījums, bet ārējos faktorus veido tirgus pievilcība, politiskā nostāja, makroekonomiskie un finansiālie aspekti. Gandrīz visu augstāk minēto pētījumu autori ir vienisprātis – spekulāciju un augstās volatilitātes dēļ kriptovalūtu cenu ietekmējošie faktori ir grūti nosakāmi.

### **1.3.2. Kriptovalūtas loma ekonomikā – valūta vai aktīvs**

Cita pētnieku grupa ir vairāk ieinteresēta kriptovalūtas lomu diferencēšanā – aktīvs vai apmaiņas līdzeklis. Publiskajos plašsaziņas līdzekļos un zinātnes aprindās regulāri tiek debatēts par to, vai kriptovalūta faktiski var darboties kā tradicionālo valūtu aizstājējs. Par pētījumu objektu parasti tiek izvēlēta populārāka kriptovalūta - Bitcoin. Literatūrā ir divi konkurējoši viedokļi par to, vai Bitcoin pilda trīs naudas pamatfunkcijas: (1) maiņas (jeb apgrozības) līdzeklis; (2) uzkrāšanas līdzeklis; (3) vērtības mērs. (Mankiw, 2009)

Viena no literatūras daļām prevalē uzskats, ka Bitcoin nevar uzskatīt par reālu valūtu, bet tas drīzāk atgādina spekulatīvu investīciju rīku ( (Yermack, 2013), (Velde, 2013), (Williams, 2014) (Hanley, 2015) u.c.). Cits pētījumu virziens uzsver Bitcoin pozitīvos aspektus un uzskata to kā globālu virtuālu valūtu ar spēcīgu potenciālu nākotnē ( (Plassaras, 2013), (Satran, 2013), (Luther, u.c., 2014), (Folkinshteyn, u.c., 2015)). Arī no juridiskā viedokļa nav vispārējas vienprātības par Bitcoin statusu, jo nav starptautisks likumu, kas regulētu Bitcoin darbību. Katra valsts uztver Bitcoin atšķirīgi, un darbību regulējoši noteikumi pastāvīgi attīstās. Piemēram, ASV Iekšējo ieņēmumu dienests Bitcoin ir piešķīris bartera statusu, pamatojoties uz tirgus orientētu pieeju; Somijā Bitcoin uztver kā patēriņa priekšmetu; Vācija to ir atzinusi par privātu valūtu; Taču citas ES dalībvalstis lielākoties nav izvirzījušas oficiālu nostāju. No otras puses, tādas iestādes kā Eiropas Centrālā banka (ECB) un Eiropas Banku iestāde (EBA), Bitcoin definē kā virtuālu valūtu. (Ciaian, u.c., 2016)

(Baur, u.c., 2017) parāda, ka Bitcoin tiek izmantots vairāk kā ieguldījumu aktīvs, nevis maksājuma veids. Tāpat arī pētījumā veiktā datu analīze atklāj, ka Bitcoin nav saistīts ar tradicionālajām aktīvu kategorijām gan normālā laikā, gan finanšu satricinājuma periodos. Saskaņā ar (Ciaian, u.c., 2016) tieši spekulācijas ir tās, kas traucē Bitcoin funkcionēt kā apmaiņas līdzeklim. Arī (Cermak, 2017) uzsver, ka Bitcoin lielākais šķērslis naudas funkciju pilnīgai izpildei ir lielais cenu svārstīgums, vienlaikus pieminot, ka cenu volatilitāte vienmērīgi samazinās, un, turpinoties šim trendam, 2020. gadā Bitcoin volatilitāte varētu sasniegt pārējo valūtu svārstīguma līmeņus, ļaujot kļūt par funkcionējošu alternatīvu fiat valūtām. (Sahoo, 2017) vērtējot Bitcoin ilgspēju un izaugsmi, empīriski pamato, ka Bitcoin volatilitāte salīdzinājumā ar tradicionālajām valūtām ir ļoti augsta, kā rezultātā lielākā daļa valdību nav piešķirušas juridisko statusu Bitcoin izmantošanai savā valstī. Bet, ja Bitcoin cenas svārstības

stabilizēsies, (Sahoo, 2017) uzskata, ka to būs viegli pieņemt visā pasaulē, un ilgtermiņā cilvēki vairāk uzticēsies kriptogrāfijas tehnoloģijai un tās izmantošanas iespējām. Līdzīgi arī citi autori (Luther, u.c., 2014), (Glaser, u.c., 2014), (Huhtinen, 2014), (Kubat, 2015), (Ciaian, u.c., 2016), izmantojot dažādas pētījuma metodes, uzsver, ka vismaz pagaidām kriptovalūtas nespēj izpildīt visus kritērijus, lai to varētu dēvēt par globālu norēķinu valūtu. Atšķirīgu viedokli pauž (Dyhrberg, 2015), uzsverot, ka Bitcoin atrodas starp abām augstāk minētajām lomām, jo tas pēc īpašībām līdzinās gan zeltam, gan ASV dolāram. Savukārt, (Šurda, 2012) empīriskās analīzes rezultāti pierāda, ka Bitcoin funkcionē kā apmaiņas līdzeklis un autors uzskata, ka teorētiski Bitcoin varētu būt pat tuvāk Austrijas naudas ideālam nekā tradicionālā nauda vai zelts.

### **1.3.3. Kriptovalūtas loma investīciju portfelī**

Citi pētnieki un autori analizē kriptovalūtu iekļaušanas iespējas investīciju portfelī, to korelāciju ar dažādām aktīvu klasēm un iespējamo riska ierobežošanu, droša patvēruma vai diversifikācijas īpašībām. Kriptovalūtas tirgus 2016. un 2017. gadā ir piesaistījis neredzētu investoru interesi. 2017. gada laikā Bitcoin cena pieauga par vairāk nekā par 1500%. (Sovbetov, 2018) Finanšu tirgū šāds cenas pieaugums ir ārkārtīgi reta parādība, un nav nekāds brīnums, ka tā ir piesaistījusi lielu investoru uzmanību.

Pielietojot asimetrisko GARCH metodoloģiju, (Dyhrberg, 2015) izpētīja Bitcoin hedžēšanas, jeb riska ierobežošanas iespējas, īpašības attiecībā pret vērtspapīriem un ASV dolāra kursu. Viņa secina, ka Bitcoin nekorelē ar vērtspapīriem un tādā veidā var palīdzēt samazināt specifiskus tirgus riskus. (Dyhrberg, 2015) turpinot savu analīzi, salīdzina Bitcoin spējas un uzvedību ar zelta un USD rādītājiem. Autore paskaidro, ka Bitcoin uzvedība, reakcijā uz ziņām, ir līdzīga zeltam, tādējādi ļaujot novērot līdzīgas riska ierobežošanas īpašības. No otras puses, (Baur, u.c., 2017) parāda, ka Bitcoin tiek izmantots kā noguldījumu aktīvs, veicot korelācijas analīzi attiecībā uz atdevi starp kriptovalūtām un tradicionālajām aktīvu klasēm. Viņi secina, ka kriptokvalūtas un tradicionālie aktīvu veidi savstarpēji nekorelē, tādējādi padarot Bitcoin par noderīgu diversifikācijas instrumentu investīciju portfelī. Jāpiemin arī, ka (Szetela, u.c., 2016) veiktā ARMA analīze, kurā Bitcoin tika salīdzināts ar USD, EUR un CNY, neuzrāda savstarpēju saikni. (Brière, u.c., 2015) analizē to, kā zemā korelācija starp Bitcoin un diversificētu aktīvu portfelī var būt noderīga kā investīciju stratēģija, jo kriptovalūta palielina samērību starp risku un peļņu. Tomēr viņi iesaka ievērot piesardzību saistībā ar korelāciju izmaiņām nākotnē. Vēsturiski notikumi pierāda, ka daži aktīvi, kuri tradicionāli tika uzverti kā drošā patvēruma aktīvi, krīzes laikā nav izturējuši šo funkciju. (Bouri, u.c., 2017) veic pētījumus par Bitcoina drošu patvēruma un diversifikācijas īpašībām, kad to izmanto pret

enerģijas patēriņa indeksu, neenerģijas preču indeksu un vispārējo preču indeksu, izmantojot asimetrisku un dinamisku nosacītās korelācijas modeli. Viņi secina, ka Bitcoin var būt noderīgs kā drošs patvērums un spēcīgs riska ierobežojums vispārējām un enerģētikas precēm.

Viens no retajiem rakstiem, kurā analizēta vairāk nekā viena kriptovalūta, ir (Corbet, u.c., 2018), kas aplūko Bitcoin, Ripple un Litecoin attiecības ar citām aktīvu klasēm. Veicot pārslodzes analīzi, autori secināja, ka ārējie tirgus satricinājumi neietekmē kriptovalūtas, tādēļ īstermiņā tās ir noderīgas kā portfeļa diversifikācijas rīks un drošības garants, jo tiek palielināta portfeļa peļņa, vienlaicīgi samazinot risku. Savukārt, (Wong, u.c., 2018) pētījums atklāj, ka Bitcoin un Litecoin var būt noderīgi hedžēšanā, bet Ripple noder investīciju portfeļa diversifikācijā. Sakarā ar ārkārtīgi augsto volatilitāti kriptovalūtas var daudzveidot investīciju portfeli, palielinot portfeļa risku. Šis papildus risks tiek apbalvots ar lielāku Šarpa attiecību pret zelta un obligāciju portfeļiem, bet ne akciju portfeļiem.

#### **1.3.4. Kriptovalūtas volatilitāte**

Neatkarīgi no kriptovalūtu pētījumu specifikas, gandrīz visi augstāk minētie ekonomisti, savos pētījumos ir pieminējuši kriptovalūtu volatilitāti, akcentējot cenas nestabilitāti un augstā svārstīguma problēmas. Šobrīd valdībām, investoriem un regulatoriem ir svarīgi izprast kriptovalūtu volatilitāti. Labāka izpratne par kriptovalūtas cenu un tās volatilitāti var veicināt regulu un noteikumu izstrādi, lai atvieglot kriptovalūtu lietošanu dažādās pasaules ekonomikās. Izpratne par šiem aspektiem varētu samazināt kriptovalūtu izmantošanas un investīciju risku. Ņemot vērā, ka kriptovalūta galvenokārt tiek izmantota kā investīciju rīks nevis valūta un tās tirgus šobrīd ir ļoti spekulatīvs, kriptovalūtu volatilitāte ir daudz augstāka kā tradicionālajām valūtām. Tas pamato kriptovalūtu atrašanos finanšu tirgos. Kriptovalūtu volatilitātei ir izšķiroša nozīme investīciju portfeļa pārvaldībā. Tieši tādēļ ir svarīgi atrast vispiemērotāko metodi kriptovalūtu cenu svārstīguma analīzei.

Lai novērtētu volatilitāti, pētnieki visbiežāk izmanto autoregresīvo nosacītās heteroskedisticitātes (ARCH) modeli un tā vispārināto gadījumu (GARCH) modeli. GARCH tipa modeļu piemērošana kriptovalūtām nav īpaši daudz pētīta. Skopā literatūra šajā jomā koncentrējas uz GARCH modelēšanu pazīstamākajai kriptovalūtai – Bitcoin, atstājot pārējās kriptovalūtas novārtā. (Katsiampa, 2017) novērtēja Bitcoin volatilitāti, salīdzinot dažādus GARCH modeļu paveidus, un konstatēja, ka AR-CGARCH modelis nodrošina optimālu piemērotību. (Urquhart, 2017) konstatēja, ka HAR modeļi ir daudz spēcīgāki Bitcoin volatilitātes modelēšanā nekā tradicionālie GARCH modeļi. Savukārt, (Peng, u.c., 2017) veica trīs kriptovalūtu volatilitātes prognožu novērtējumu, pētījumā izmantojot tradicionālo GARCH modeli un atbalsta vektoru regresijas (SVR) modeli. Rezultāti parādīja, ka visām analizētajām

kriptovalūtām, SVR-GARCH modeļiem izdevās sniegt precīzākas volatilitātes prognozes nekā radniecīgajiem GARCH, EGARCH un GJR-GARCH modeļiem. (Cermak, 2017) izmantoja GARCH (1,1), lai modelētu Bitcoin nestabilitāti, ņemot vērā to valstu makroekonomiskos mainīgos, kur Bitcoin tirdzniecības apjoms ir vislielākais. Rezultāti parādīja, ka Bitcoin uzvedas līdzīgi kā fiat valūtas Ķīnā, ASV un Eiropā, bet ne Japānā. (Bouoiyour, u.c., 2015) Bitcoin dienas datu analīze atklāja, ka volatilitāte ar laiku ir samazinājusies. Tomēr, neraugoties uz svārstīguma samazināšanos, autori nespēja apgalvot, ka Bitcoin tirgus ir nostabilizējies, jo asimetrijas līmenis joprojām ir spēcīgs, kas liecina, ka Bitcoin cenas vairāk ietekmē negatīvi nevis pozitīvi satricinājumi. (Chen, u.c., 2016) veica ekonometrisko analīzi CRIX (kriptovalūtu indeksam). Testējot dažādus GARCH modeļus, viņi konstatēja, ka TGARCH (1,1) modelis ir vispiemērotākais. Turklāt, tika konstatēts, ka DCC-GARCH (1,1) parāda svārstīguma klasteru un laikā mainīgas kovariācijas starp trim CRIX indeksa rādītājiem. Lai pētītu saikni starp cenu atdevi un volatilitātes izmaiņām Bitcoin tirgū 2013. gada cenu sabrukuma laikā, (Bouri, u.c., 2017) izmantoja asimetriskos GARCH modeļus. Rezultāti atklāja, ka pirms 2013. gada cenu sabrukuma pastāv nozīmīga apgrieztā attiecība starp iepriekšējiem satricinājumiem un volatilitāti, taču pēc sabrukuma netika konstatēta kāda nozīmīga saistība. (Chu, u.c., 2017) piedāvā septiņu kriptovalūtu (Bitcoin, Dash, Dogecoin, Litecoin, Maidsafecoin, Monero un Ripple) GARCH tipa modelēšanu. Katra no šīm kriptovalūtām tika analizēta, izmantojot divpadsmit dažādus GARCH modeļus. Šī analīze atklāja, ka IGARCH un GJRGARCH modeļi vislabāk atbilst izvēlēto kriptovalūtu svārstību modelēšanai. Apkopojot viedokļus redzams, ka dažādu autoru domas par labāko modeļu izvēli attiecībā uz kriptovalūtu volatilitātes modelēšanu dalās, tādēļ būtu vērtīgi veikt dažādu GARCH tipa modeļu salīdzinājumu.

## 2. KIRPTOVALŪTU TIRGUS SITUĀCIJAS RAKSTUROJUMS UN TENDENCES

Šajā apakšnodaļā īsumā apkopota kriptovalūtas tirgus ekonomika, parādot galveno statistiku par pašreizējo situāciju un raksturojot nākotnes perspektīvas. Kriptovalūtas ir kļuvušas par vienu no populārākajām tēmām debatēs par jaunākajiem ekonomikas un finanšu jautājumiem. Taču, analizējot kriptovalūtu tirgus situāciju un nākotnes perspektīvas, nedrīkst aizmirst, ka blokķēžu industrija joprojām ir sākumstadijā un masveida adaptācija vēl nav notikusi. Jāņem vērā, ka daudzu valstu attieksme pret kriptovalūtām aizvien ir skeptiska, un dažādu regulu un noteikumu izstrāde aizvien ir procesā. Darba izstrādes laikā operācijas ar kriptovalūtām tiek atzīstas par legālām 105 valstīs, tomēr dažās valstīs ir noteikti atsevišķi ierobežojumi vai pat aizliegumi. 1. pielikumā attēlota karte, kur redzams kriptovalūtu juridiskais statuss dažādās pasaules valstīs.

Kopš Dot-com krīzes interneta tirdzniecība (e-komercija) strauji attīstās, un patērētāju skaits, kas iepērkas tiešsaistē, turpina pieaugt. Pirms kriptovalūtu parādīšanās tiešsaistes tirdzniecību galvenokārt veica finanšu iestādes, kas darbojas kā uzticamas trešās puses, lai apstrādātu elektroniskos maksājumus. Lai gan šī sistēma ir pietiekami laba lielākajai daļai darījumu, tā darbojās lēni finanšu iestāžu kontroles dēļ (tiek risināta privātuma un uzticības problēma), un tā ir saistīta ar dažādam izmaksām (darījumu un komisijas maksas). Tas bija viens no iemesliem, kas izraisīja decentralizētas kriptovalūtas rašanos, kas apietu finanšu kontroles institūcijas, lai darījumi notiktu ļoti ātri, vienmērīgi un bez maksas. (Sovbetov, 2018) Pirmais gadījums, kad kriptovalūta tika izmantota tiešsaistes tirdzniecībā, tika reģistrēts 2010. gada 22. maijā, kad datorprogrammētājs Laszlo Hanyecz no Floridas par divu picu pasūtīšanu pārskaitīja 10 000 Bitcoinu (Yermack, 2013), kas 2017. gada decembrī būtu līdzvērtīga 155,80 miljoniem ASV dolāru. Kopš tā laika kriptovalūtu popularitāte un izmantošana ir dramatiski pieaugusi. Miljardiem ASV dolāru ir investēti dažādās jaunās kriptovalūtas, ko emitējuši dažādi jaunuzņēmumi.

Pieaugošā pāreja no tradicionālajām platformām uz digitālajām ir izraisījusi apjomīgu datu pieprasījumu no tādiem avotiem kā sociālie mediji, mobilās ierīces, tiešsaistes mazumtirdzniecības platformas utt. Pateicoties tehnoloģiju sasniegumiem datu vākšanas, uzglabāšanas un apmaiņas jomā, liela apjoma datu kopas ir viegli pieejamas uzņēmumiem katrā nozarē un valstī par nelielu samaksu. Plašā datu pieejamība ir radījusi bažas par privātpersonu datu un to tiešsaistes darījumu privātumu. Tā kā katrs tiešsaistē veiktais darījums vai darbība atstāj digitālo taku, indivīdi izvēlas vairāk anonīmu veidu, kā izmantot internetu un veikt darījumus tiešsaistē. Kriptovalūtas to anonimitātes dēļ tiek piedāvātas, kā viens no

risinājumiem attiecībā uz indivīda privātumu. Lai gan kriptovalūtu decentralizācija, darījumu anonimitāte un maksājumu neatgriezeniskums piedāvā daudz priekšrocību, jāatzīmē, ka visas šīs iezīmes piesaista nelegālas darbības (kibernozieģumi), piemēram, naudas atmazgāšanu, narkotiku tirdzniecību, kontrabandu un ieroču iegādi. Šis jautājums ir piesaistījis spēcīgu regulatīvo un citu valdības aģentūru, piemēram, Finanšu nozieģumu novēršanas tīkla (FinCEN), Vērtspapīru un biržu komisijas (SEC) un pat Federālā izmeklēšanas biroja (FIB) un Iekšzemes drošības departamenta (DHS) uzmanību. (Sovbetov, 2018)

Šo apstākļu kopums izraisa bažas par decentralizēto kriptovalūtu pašreizējo stāvokli un nākotni. Pastāv divi galvenie viedokļi. Viena no pusēm apgalvo, ka kriptovalūtas ir burbulis bez reāliem aktīviem, kas neizbēgami beigsies ar burbuļa plīšanu. Otra puse uzskata, ka kriptovalūtu tirgi kļūs par finanšu pasaules nākotni, kas miljoniem cilvēku dos iespēju piedalīties globālā finanšu tīklā, un to vērtība turpinās augt. Kaut arī pastāv plaša vienprātība par to, ka kriptovalūtas ietekmēs ne tikai dažādu valstu un biznesa organizāciju tirdzniecības praksi, bet arī starptautisko attiecību dinamiku, joprojām ir daudz cilvēku, kuri kategoriski neatbalsta domu, ka kriptovalūtas spēs radikāli ietekmēt uzņēmumu darbību. (Sovbetov, 2018)

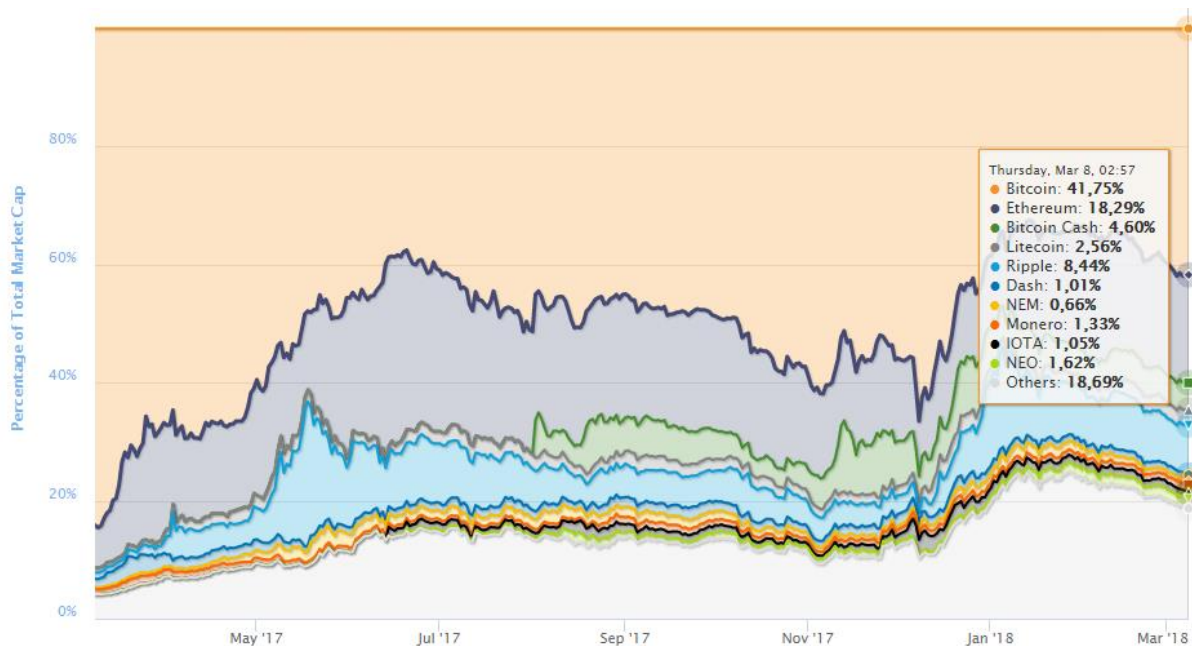
Darba rakstīšanas laikā tirgū bija pieejams 1545 dažādas kriptovalūtas, un to kopējā tirgus kapitalizācija ir 408 miljardi dolāru. (coinmarketcap.com)



**2.1 att. Kopējā kriptovalūtu tirgus kapitalizācija, USD (no 2017. g. marta līdz 2018. g. martam)**

Avots: (coinmarketcap.com)

Aplūkojot kriptovalūtu kapitalizācijas dinamiku pēdējā gada laikā, redzams, ka tirgus kapitalizācijas pieaugums laika posmā 2017. gada marta līdz 2017. gada decembrim ir eksponenciāls. Maksimums tiek sasniegts 2018. gada janvāra sākumā, kam seko straujas lejupejošas svārstības līdz 2018. gada februārim. Martā un aprīlī svārstības turpinās.



2.2 att. Kopējā kriptovalūtu tirgus kapitalizāciju attiecība %, (no 2017. g. marta līdz 2018. g. martam)

Avots: (coinmarketcap.com)

Kā redzams attēlā 2.2, Bitcoin ir ne tikai pirmā, bet arī lielāka kriptovalūta, kas veido 42% no kopējas tirgus kapitalizācijas 107,5 miljardu dolāru vērtībā. Tomēr redzams, ka pēdējā gada laikā konkurence pieaug, un citas kriptovalūtas strauji tuvojas. Šobrīd pēc kopējās tirgus kapitalizācijas piecas lielākās kriptovalūtas ir Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin Cash un Litecoin. Katrai no tām tirgus kapitalizācija ir virs 5 miljardiem dolāru. Šīs piecas kriptovalūtas kopā veido 76% no kopējās kriptovalūtu tirgus kapitalizācijas.

Attiecībā uz citiem kriptovalūtu tirgus statistikas rādītājiem lietderīgi apskatīt (Community-driven statistics and services) <https://coin.dance>. Šajā mājas lapā, ko uztur kriptovalūtu entuziastu kopiena, regulāri tiek uzturēti aktuālie un vēsturiskie pārskati un statistika par kriptovalūtu tirgiem. Saskaņā ar jaunāko ziņojumu (skatīt 2. pielikumu) 38,95% no kopējā tirgus pieder Bitcoin, bet 16,57%, 8,13% un 2,09% pieder attiecīgi Ethereum, Ripple un Litecoin. Turklāt viņu ziņojumā ir norādīts, ka 94,73% kriptovalūtu no tirgū iesaistītajiem ir vīriešiem, bet tikai 5,27% - sievietes. Precīzu kriptovalūtu turētāju un lietotāju skaitu nav iespējams noteikt, jo privātpersonas var vienlaikus izmantot vairākus maciņus no vairākiem pakalpojumu sniedzējiem. Turklāt daudzi cilvēki izmanto centralizētus digitālos maciņus, apmaiņas vai maksājumu platformas, kas kopā apvieno līdzekļus ierobežotā skaitā lielu portfeļu vai adresēs, kas vēl vairāk sarežģī iespēju noteikt precīzu lietotāju skaitu. Aplūkojot tagadējo kriptovalūtu tirgus izplatību, daži aprēķini liecina, ka pasaulē šobrīd ir no 3 līdz 5 miljoniem unikālo kriptovalūtu lietotāju, kas reprezentē 0,14% - 0,24% no pasaules iedzīvotājiem vecumā

no 14 līdz 65 gadiem, ar piekļuvi internetam. (Baumann, u.c., 2017) Kriptoalūtu lietotāju vecuma sadalījums parāda digitālo valūtu spēju piesaistīt plašu cilvēku loku no jauniem līdz veciem (skatīt 3. pielikumu), 8,36% no personām, kas iesaistītas kriptoalūtu tirgū, ir vecumā no 18 līdz 24 gadiem, kamēr 45.71% un 30.62% ir attiecīgi attiecināmi uz 25-34 gadus un 35-44 gadus vecām personām. Interesanti, ka vecāku personu (45+) īpatsvars ir aptuveni 16%, kas liecina par to, ka kriptoalūtas spēj piesaistīt gan jaunus, gan vecākus cilvēkus.

Kriptoalūtu interešu un līdzības statistikas dati (skatīt 4. pielikumu) liecina par to, ka kriptoalūtu kopienas dalībnieki galvenokārt nodarbojas ar finanšu aktivitātēm, īstenojot ar investīcijām saistītas darbības. Izmantojot lietotāju datubāzes, Coinbase un ARK Research ir aprēķinājuši, ka 2016. gadā aptuveni 10 miljoniem cilvēku visā pasaulē pieder Bitcoin, no kuriem 54% to izmanto kā investīciju iespēju. (Hileman, u.c., 2017)

Lai noteiktu, vai starp analizēto kriptoalūtu cenām novērojamas kādas sakarības, iespējams veikt korelāciju analīzi. Korelācijas matrica izveidota, izmantojot pieejamos datus par kriptoalūtu cenām laika posmā no 2015. gada 7. augusta līdz 2018. gada 27. martam. Rezultāti apkopti tabulā 2.1.

2.1. tabula

#### Kriptoalūtu korelāciju matrica

Correlation Analysis: Spearman rank-order  
Included observations: 964  
Sample: 8/07/2015 3/27/2018

Correlation Probability	BTC_P	ETH_P	XRP_P	LTC_P
BTC_P	1.000000 -----	0.918400 0.0000	0.763687 0.0000	0.934612 0.0000
ETH_P	0.918400 0.0000	1.000000 -----	0.810997 0.0000	0.912151 0.0000
XRP_P	0.763687 0.0000	0.810997 0.0000	1.000000 -----	0.753729 0.0000
LTC_P	0.934612 0.0000	0.912151 0.0000	0.753729 0.0000	1.000000 -----

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

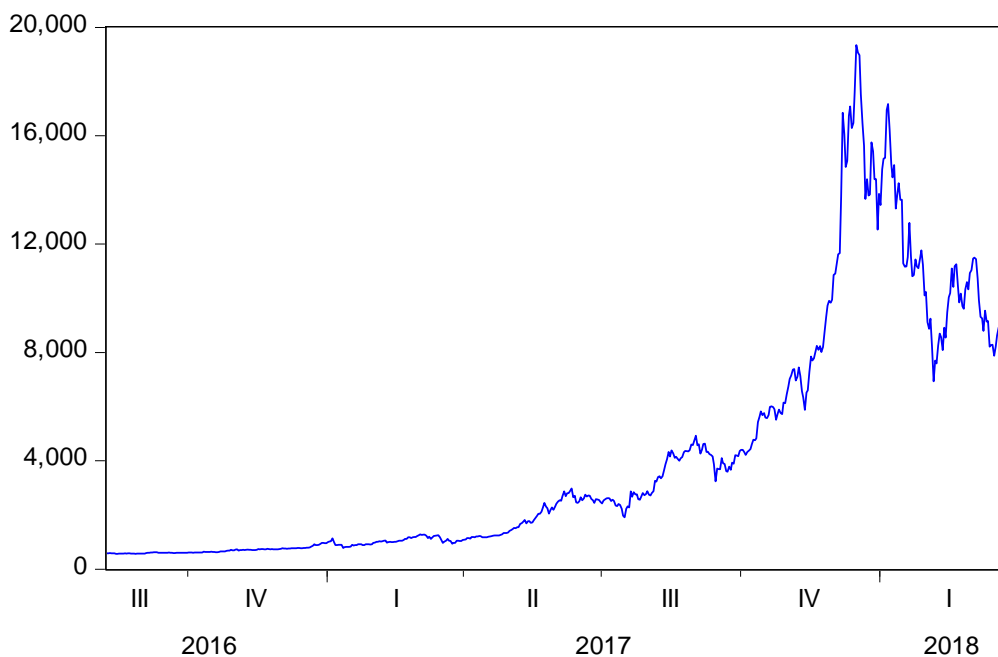
No korelāciju matricas redzams, ka starp visu kriptoalūtu cenām novērojama pozitīva, spēcīga un statistiski nozīmīga korelācija, kas liecina, ka visām apskatītajām kriptoalūtām cenu attīstība ir ļoti līdzīga. Visspēcīgākā korelācija 93,5% novērojam starp Litecoin un Bitcoin, tas varētu būt skaidrojams ar to, ka no apskatītajām kriptoalūtām, Bitcoin un Litecoin pēc to lietošanas būtības un funkcionalitātes ir vislīdzīgākās. Spēcīga korelācija abām iepriekšminētajām kriptoalūtam ir ar Ethereum aptuveni 91%. Savukārt, viszemākie korelācijas rādītāji pārējām kriptoalūtam novērojami attiecībā pret Ripple. To iespējams varētu skaidrot ar to, ka Ripple nedarbojas uz blokķēdes pamata un funkcionāli ir visatšķirīgākā no analizētajām kriptoalūtam.

## 2.1. Bitcoin

Bitcoin ir ne tikai pirmā decentralizētā digitālā valūta, bet neapšaubāmi arī populārākā kriptovalūta šobrīd. Bitcoin mehānisma pamatā ir P2P (*peer-to-peer*) virsgrāmata, kuru regulē matemātiskie ierobežojumi, ļaujot virsgrāmatā ierakstīt tikai reālos darījumus. Katrs jaunais darījuma pieprasījums iet uz "neapstiprināto darījumu" kopumu, tad *racēji* reģistrē šo darījumu garākajā pārbaudīto bloku ķēdē. Katrs jauniegūtais darījuma bloks tiek saukts par "*apstiprinājumu*". Ieteiktais apstiprinājumu skaits ir ne mazāks par 6. Ja noziedznieks plāno viltot 6 apstiprinājumus, tas viņam maksās vairāk nekā pusmiljonu dolāru, nemaz neņemot vērā milzīgo patērēto skaitļošanas jaudu. (en.bitcoin.it) Tas padara blokķēdes sistēmu par drošu pret krāpnieciskiem darījumiem un praktiski neuzlaužamu. Bitcoin kopējo apjomu regulē matemātisks algoritms, kas ierobežo maksimālo Bitcoin vienību apjomu līdz 21 miljonam. Bitcoin maksimālo kopējo daudzumu var aprēķināt izmantojot šādu formulu:

$$\frac{\sum_{i=1}^{32} 210000 \times \frac{50 \times 10^8}{2^i}}{10^8} \quad (2.1.)$$

Šis apjoma ierobežojums kalpo kā inflācijas ierobežošanas rīks. (Darlington III, 2014) 5. pielikumā redzama Bitcoin emisijas attīstība un inflācijas izmaiņas laika gaitā. Pašlaik tiek lēsts, ka 99% no visiem Bitcoin tiks iegūti līdz 2040. gadam, un atlikušais 1% tiks izrakts nākamo 80 – 100 gadu laikā. (Yermack, 2013) Darba rakstīšanas laikā emitēto Bitcoin skaits bija aptuveni 17 miljoni. (coinmarketcap.com) Bitcoin cenu dinamika redzama attēlā 2.3.



2.3.att. Bitcoin slēgšanas cenas dienu dati, USD, (08.08.2016-27.03.2017)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Aplūkojot Bitcoin cenas dinamiku pēdējā pusotrā gadā (skatīt attēlu 2.3), var secināt, ka līdz 2017. gada otram ceturksnim nav novērojams būtiskas cenas izmaiņas. Savukārt, sākot no 2017. gada otrā ceturkšņa līdz pat gada beigām, cenas pieaugums ir bijis ļoti straujš, ar eksponenciālu trendu. Viens no ievērojamākajiem notikumiem 2016. gadā, kas ietekmēja visu kriptovalūtu turpmāku attīstību, ir saistīts ar Japānas Ministru kabineta oficiālu paziņojumu, atzīstot digitālās valūtas kā līdzvērtīgas fiat valūtām. (Bitcoin 2040, 2017) 2016. gadā novērotais salīdzinoši nelielais, taču stabils cenas pieaugums liecina par augušo Bitcoin pieprasījumu un pieaugošu Bitcoin plaša mēroga adaptāciju. Nemainīgais un ilgstošais cenu pieaugums arvien vairāk palielināja uzticību Bitcoin gan institucionālā, gan investoru līmenī.

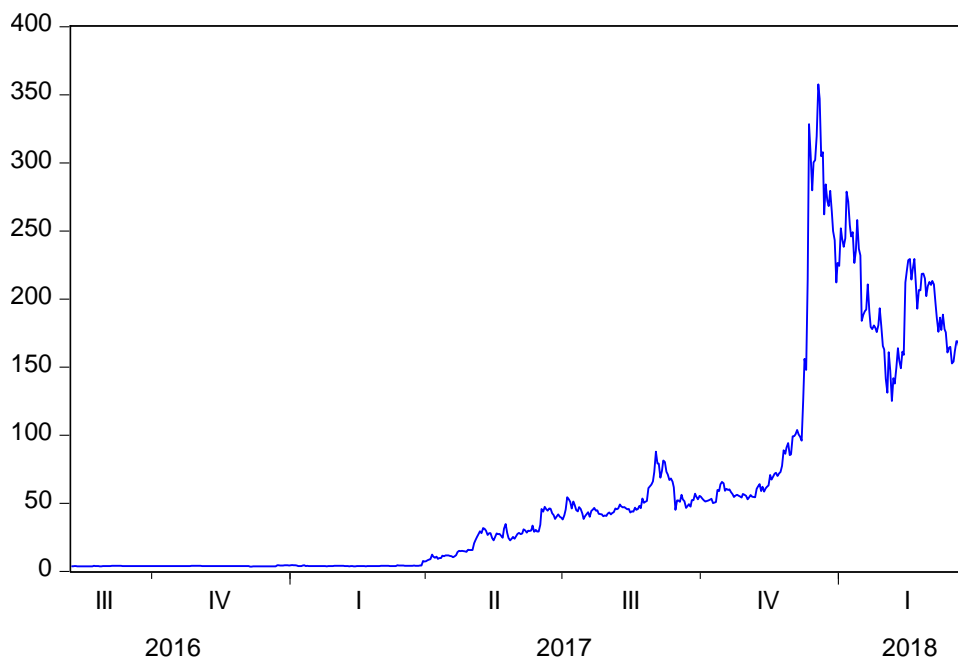
2017. gads Bitcoin iesākas diezgan pozitīvi un tā vērtība bija ap 1000 ASV dolāru. Pēc ilgstoša cenas pieauguma pieprasījums pēc Bitcoin turpināja pieaugt, kā arī jaunu dalībnieku skaits turpināja palielināties. Pirmais ievērojamais cenas kritums tiek novērots 2017. gada jūlijā, kad Bitcoin cena aptuveni mēneša nokritās par 36%. 2017. gada septembrī tika novērots nākamais būtiskais cenas kritums, ko izraisīja Ķīnas *initial-coin-offering* (ICO) sabrukums. Tomēr, neskatoties uz sākotnējo šoku, tirgi ātri atkopās un izaugsme turpinājās, oktobra vidū Bitcoin vērtība pirmo reizi vēsturē sasniedza 10`000 ASV dolāru atzīmi. (Baumann, u.c., 2017) Bitcoin vērtība turpināja augt ar ļoti strauju tempu, augstākais punkts tiek sasniegts 2017. gada beigās. 2017. gada laikā Bitcoin vērtība ir pieaugusi par 1500% (Sovbetov, 2018), kam seko straujas lejupejošas svārstības 2018. gadā.

## 2.2. Litecoin

Litecoin ir kriptovalūta, kas tika izveidota 2011. gadā ar Bitcoin kopienas atbalstu, pamatojoties uz to pašu P2P protokolu, ko izmanto Bitcoin. Šo kriptovalūtu radīja Google darbinieks *Charles Lee*. Litecoin bieži tiek saukts par Bitcoin vadošo konkurentu, jo, salīdzinot ar pašreizējo Bitcoin sistēmu, tajā ir uzlabojumi. Divas galvenās iezīmes, kas to atšķir no Bitcoin, ir tas, ka šifrēšana tiek izmantota kā darba pierādījumu algoritms, un darījumu apstiprināšanas laiks ir ievērojami ātrāks. (Chan, u.c., 2017) Litecoin nodrošina ātrākos darījumu apstiprinājumus, vidēji 2,5 minūtes. Tāpat kā lielākā daļa kriptovalūtu, arī Litecoin kopējais apjoms ierobežots līdz 84 miljoniem Litecoin vienību. (Baumann, u.c., 2017)

Aplūkojot attēlu 2.4, kur redzama Litecoin cenas attīstību laika posmā no 2016. gada vidus līdz 2017. gada otram ceturksnim, var secināt, ka līdzīgi kā iepriekš redzētajā Bitcoin cenas grafikā, nav novērojamas būtiskas cenas izmaiņas. Sākot no 2017. gada otrā ceturkšņa, redzams svārstīgs, taču salīdzinoši mērens cenas pieaugums, kas saistīts ar Litecoin atpazīstamības un sabiedrības uzticības pieaugumu šai kriptovalūtai, vienlaikus piesaistot

arvien lielāku investoru uzmanību. Gada beigās cenas kāpums ir bijis ārkārtīgi straujš un ievērojams, decembra beigās Litecoin cena pāris dienu laikā pieauga par aptuveni 300%.



2.4.att. Litecoin slēgšanas cenas dienu dati, USD, (08.08.2016-27.03.2017)

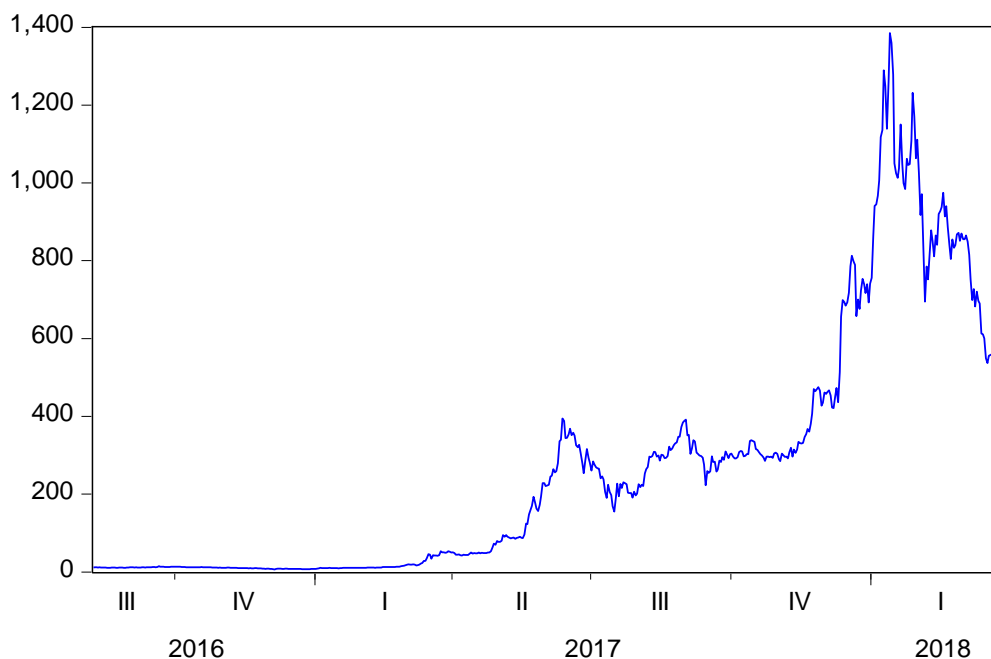
Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Kopumā 2017. gada laikā Litecoin vērtībā pieauga par aptuveni 8000%. Redzams, ka pēc augstākā punkta sasniegšanas 2017. gada 18. decembrī, kad Litecoin slēgšanas cena bija 357,51 USD, Litecoin cena strauji krītas un šādas lejupvērstas svārstības novērojamas arī 2018. gada sākumā. Kaut arī 2018. gada pirmā ceturkšņa vidū ir novērojams salīdzinoši straujš cenas kāpums, tomēr šis pieaugums nav ilgstošs un cena turpina slīdēt uz leju.

### 2.3. Ethereum

Ethereum tika radīts, balstoties uz Bitcoin darbības galvenajiem pamatprincipiem, tomēr pēc savas būtības tas nav radīts kā tiešs Bitcoin konkurents. Ethereum tiek pozicionēts kā decentralizēta platforma, kurā darbojas viedie līgumi: programmas, kas darbojas tieši tā, kā tiek ieprogrammētas, bez jebkādas dīkstāves, cenzūras, krāpšanas vai trešo personu iejaukšanās iespējas. Šo programmu darbība ir balstīta uz blokķēdes tehnoloģiju ārkārtīgi spēcīgu kopīgo globālo infrastruktūru, kas var pārvietot vērtību un apliecināt īpašumtiesības uz īpašumu. Tā kā Ethereum "viedie līgumi" tiek veidoti, izmantojot izpildes mehānismu, tie tiek uzskatīti par elastīgākiem. Galvenā Ethereum atšķirība no citām kriptovalūtām ir tā, ka tas automātiski izpilda nolīguma klauzulas, ja kāds no dalībniekiem to neievēro. Ethereum oficiāli tika atklāts 2015. gadā, un tas ir ievērojami ieinteresējis daudzus investorus un institucionālos dalībniekus.

Ethereum sola ne tikai revolūciju naudas sistēmā, bet arī jebkuras līgumisko attiecību sistēmas revolūciju. (Peng, u.c., 2017)



2.5.att. Ethereum slēgšanas cenas dienu dati, USD, (08.08.2016-27.03.2017)

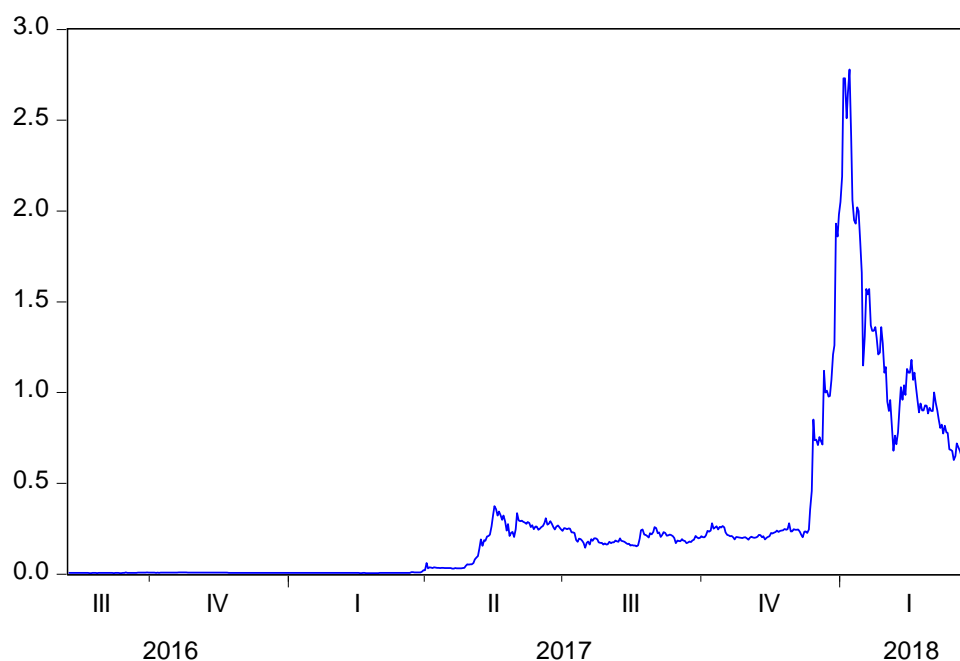
Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Aplūkojot Ethereum cenas dinamiku laika posmā no 2016. gada vidus līdz 2018. gada otrajam ceturksnim, redzams, ka kopumā cenas attīstības tendence ir bijusi līdzīga kā Litecoin un Bitcoin, tomēr 2017. gada pirmajos trīs ceturkšņos cenas pieaugums nav bijis tik stabilis un mērens kā iepriekš apskatītajiem kriptovalūtām šajā laika posmā. 2017. gadā vidū (otrajā un trešajā ceturksnī) redzami divi salīdzinoši strauji Ethereum vērtības pieaugumi, kam seko strauji kritumi. Tas varētu būt saistīts ar to, ka šī kriptovalūta ir visjaunākā no šajā pētījumā apskatītajām kriptovalūtām. Kopumā var secināt, ka Ethereum salīdzinoši īsā laikā ir izdevies iegūt plaša mēroga atpazīstamību un piesaistīt lielu investoru interesi.

2017. gada noslēgumā, tāpat kā Litecoin un Bitcoin cenu dinamikas grafikos, arī Ethereum gadījumā redzams ārkārtīgi straujš un ātrs cenas pieaugums, kas turpinās arī 2018. gada sākumā, tomēr neatkarīgi no tā, ka Bitcoin un Litecoin vērtības lejupslīde sākās jau 2017. gadā, mazliet vēlāk arī Ethereum cenas straujai izaugsmei seko tikpat straujš kritums. Kopumā Ethereum 2017. gadā cenas pieaugums bija aptuveni 9000%. Augstākais punkts tika sasniegts 2018. gada 13. janvārī, kad tika reģistrēta Ethereum slēgšanas cena 1385 ASV dolāru apmērā. Savukārt, divus mēnešus vēlāk cena jau bija samazinājusies par 50% un lejupslīde turpinājās.

## 2.4. Ripple

Ripple tika izstrādāts 2012. gadā, un sākotnēji tas bija paredzēts kā pirmais globālais reālā laika bruto norēķinu tīkls (RTGS), kas ļautu bankām sūtīt reāllaika starptautiskos maksājumus caur tīklu. Atšķirībā no pārējām apskatītajām kriptovalūtām, Ripple nedarbojas izmantojot blokķēdes tehnoloģiju, bet tā vietā izmanto "*globālā konsensa virsgrāmatu*". (Chan, u.c., 2017) Ripple ir viens no lētākajiem darījumu apstrādes veidiem, kas nepārtraukti tiek uzlabots. Sekundes laikā Ripple tehnoloģija var apstrādāt 1500 darījumus. Ripple tehnoloģija ir pietiekami spēcīga, lai aizstātu tradicionālās starptautiskās maksājumu sistēmas, samazinot izmaksas un nodrošinot tūlītēju pārskaitījumu. No institucionālā viedokļa galvenā Ripple priekšrocība salīdzinājumā ar Bitcoin ir lielāka sistēmas kontrole un drošāks autentifikācijas process. Daudzas vadošās bankas ir pieņēmušas Ripple tehnoloģiju par savu maksājumu infrastruktūru vai plāno to ieviest tuvākajā nākotnē. (Baumann, u.c., 2017).



2.6.att. Ripple slēgšanas cenas dienu dati, USD, (08.08.2016-27.03.2017)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Apskatot Ripple cenas dinamiku laika posmā no 2016. gada vidus līdz 2018. gada otrajam ceturksnim, redzams, ka arī Ripple cenas attīstības tendence ir bijusi līdzīga kā iepriekš aplūkotajām kriptovalūtām. Tomēr redzamas būtiskas mēroga atšķirības. Ripple vērtība nekad nav pārsniegusi 3 dolāru atzīmi, tomēr procentuālais cenas pieaugums ir bijis līdzīgs kā pārējām kriptovalūtām. 2017. gada sākumā Ripple cena bija vien 0.006 USD, bet gada beigās 1.98 USD. Līdzīgi kā Ethereum, arī Ripple augstākā vērtība reģistrēta 2018. gada sākumā (4. janvārī Ripple cena bija 2.78 USD). Salīdzinot ar pārējām kriptovalūtām, 2017./2018. gadu mijā gan Ripple cenu pieaugums, gan kritums ir bijis ievērojami straujāks.

### 3. MODEĻU IZVEIDE

Ņemot vērā, ka šobrīd kriptovalūtu tirgus ir diezgan plašs un salīdzinoši jauns, veikt visu kriptovalūtu analīzi būtu ļoti grūts un laikietilpīgs darbs. Lai pētījumā izvēlētas kriptovalūtas būtu attiecināmas uz kopējo kriptovalūtu tirgus situāciju, šajā pētījumā tiks analizētas tās kriptovalūtas, kas atbilst diviem kritērijiem: (1) kriptovalūta darbojas tirgū vismaz divus gadus un (2) kriptovalūtas tirgus kapitalizācija ir vismaz 5 miljardi. Šiem kritērijiem atbilst Bitcoin, Litecoin, Ethereum un Ripple. Darba rakstīšanas laikā šīs 4 kriptovalūtas veido 71% no kopējās tirgus kapitalizācijas, līdz ar to analīzē iegūtie rezultāti varētu reprezentēt lielāko daļu no kopējā kriptovalūtu tirgus.

Šajā pētījumā izmantoti vēsturiskie vispārējā cenu indeksa dati dienu griezumā četrām nozīmīgākajām kriptovalūtām, kas tika iegūti no <https://www.cryptocompare.com> datubāzes. Šajā interneta vietnē tiek apkopota informācija par kriptovalūtu cenām no 65 pasaulē galvenajām kriptovalūtu maiņas biržām, ar mērķi nodrošināt cenas informācijas precizitāti. Analīzē izmantotie dati ir kriptovalūtu slēgšanas cenas dati ASV dolāros.

Maģistra darbā visām kriptovalūtām analīzē iekļauto datu apjoms ir vienāds. Par pētījuma sākuma datumu ir izvēlēts kriptovalūtas Ethereum izlaišanas datums. Apskatītais laika posms ir no 2015. gada 7. augusta līdz 2018. gada 27. martam. Datu kopa tika sadalīta divās daļās: pirmais periods, kas ilgst no 2015. gada 7. augusta līdz 2018. gada 7. martam, tiks izmantots modeļa izveidei, un otrais periods, laika posmā no 2018. gada 8. marta līdz 2018. gada 27. martam, tiks izmantots prognozēšanai, lai noskaidrotu, cik veiksmīgi izveidotais modelis spēj aprakstīt datus. Modelējot volatilitāti svarīgs uzdevums ir nomodelēt finanšu laika sēriju nākotnes vērtību precīzas prognozes. Tāpat arī jāpiemin, ka augsta biežuma (*high frequency*) datu volatilitātes pētījumos modeļa prognozēšana būs precīzāka, ja prognozes periods būs īsāks. Piemēram, (Arowolo, 2013) savā pētījumā izvēlēto modeli izmantoja, lai prognozētu volatilitāti 20 soļiem uz priekšu; (Val, u.c., 2015) izmantojot GARCH modelēšanu, veica prognozi 1, 5 un 22 dienām; (Brownlees, u.c., 2011/12) savā pētījumā veic prognozi vienai dienai, vienai nedēļai, divām nedēļām, trīs nedēļām un vienam mēnesim. Šajā darbā prognozēšanas periods ir izvēlēts, balstoties uz salīdzinoši nelielo izlases periodu un iepriekš veikto pētījumu prakses. Ja par labāko modelis tiks atzīts viena tipa GARCH modelis gan parauga, gan ārpusparauga periodā, var secināt, ka izvēlētais modelis labi spēj aprakstīt kriptovalūtu volatilitāti un ir stabils. Savukārt, ja labākie modeļi atkarībā no perioda (parauga vai ārpusparauga) būs atšķirīgi, tas liecina par to, ka izvēlētais prognozes modelis nav stabils un nepieciešams meklēt modeli, kas varētu sniegt precīzāku prognozi. Šī pētījuma datu apstrādei un analīzei tika izmantotas Microsoft Excel un Eviews 9 datu apstrādes programmas.

### 3.1. Datu aprakstīšana un sagatavošana modeļu novērtēšanai

Sākotnēji nepieciešams aprēķināt kriptovalūtu ienesīgumu, ierasta prakse ir attēlot finanšu datu ienesīgumu logaritmētā formā. Ir gan teorētiskie, gan empīriskie iemesli tam, kādēļ pētnieki un finansisti dod priekšroku logaritmētām ienesīguma vērtībām. Teorētiski - ienesīgums logaritmētā formā ir analītiski vieglāk izsekojams, jo reālie ienesīguma dati periodos tiek sagrupēti, veidojot ienesīgumu ilga laika intervālā. Savukārt, empīriski ir novērots, ka ienesīgumam logaritmētā formā ir lielāka normālsadalījuma atbilstības iespējamība. (Strong, 1992) Arī šajā darbā kriptovalūtas dienas ienesīgums tiks logaritmēts un to var aprēķināt pēc šādas formulas:

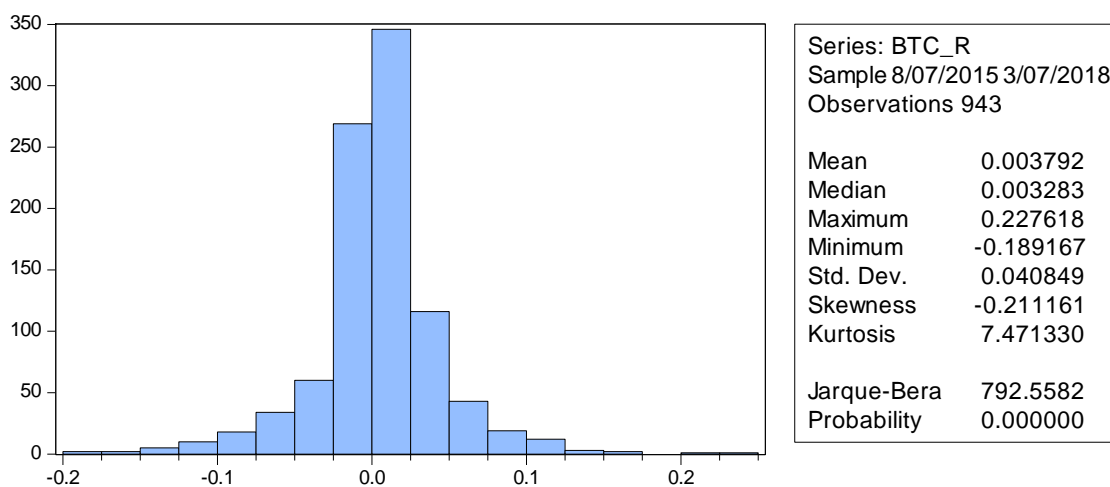
$$r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (3.1.)$$

Kur:

$P_t$  ir kriptovalūtas dienas slēgšanas cena

$P_{t-1}$  ir kriptovalūtas slēgšanas cena iepriekšējā dienā

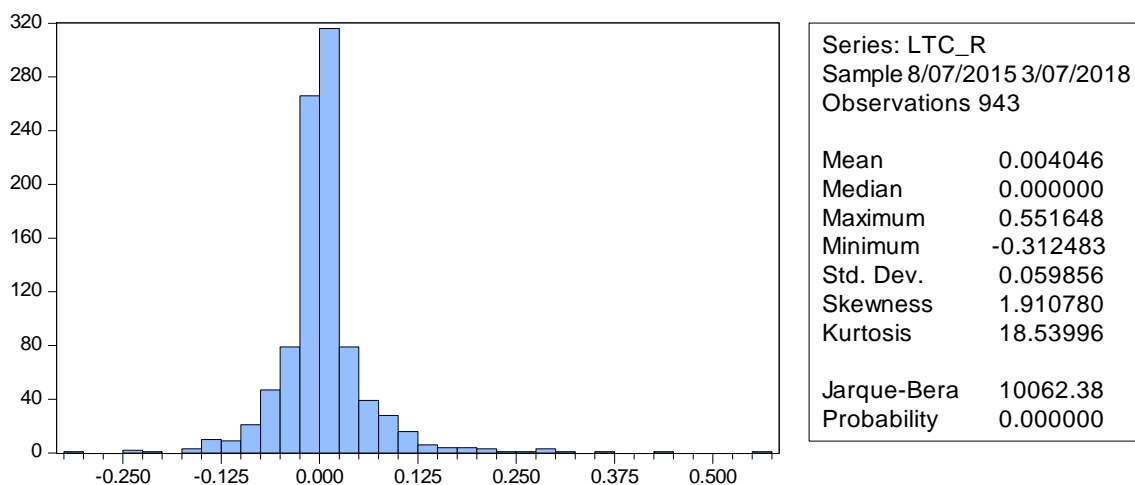
Tālāk iegūtas ienesīguma laika rindas tiek analizētas ar Eviews programmu, salīdzinot dažādus statistiskos rādītājus, apskatot histogrammas, kā arī tiek veiktas dažādas pārbaudes un testi, lai noskaidrotu, vai dati ir derīgi GARCH analīzei.



#### 3.1.att. Bitcoin dienas ienesīguma histogramma un statistiskie dati (07.08.2015-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

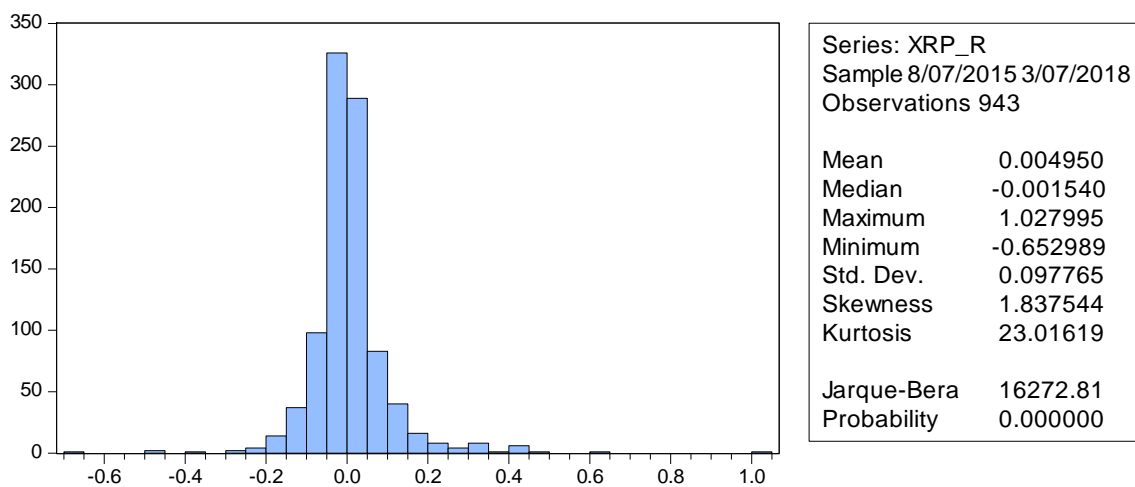
Kā redzams Eviews izdrukā attēlā 3.1., Bitcoin ienesīguma dati neatbilst normālajam sadalījumam, jo p vērtība 0.00000 noraida nulles hipotēzi - dati atbilst normālajam sadalījumam. Asimetrijas koeficients (Skewness) -0.21 parāda, ka izvēlētajā periodā analizēto datu grafika kreisais zars ir mazliet izstiepts un norāda uz negatīvu asimetriju. Ekscesa koeficients (Kurtosis) 7,47 norāda, ka datu sadalījuma zvanveida grafiks salīdzinājumā ar normālsadalījumu ir augstāks un šaurāks.



### 3.2.att. Litecoin dienas ienesīguma histogramma un statistiskie dati (07.08.2015-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

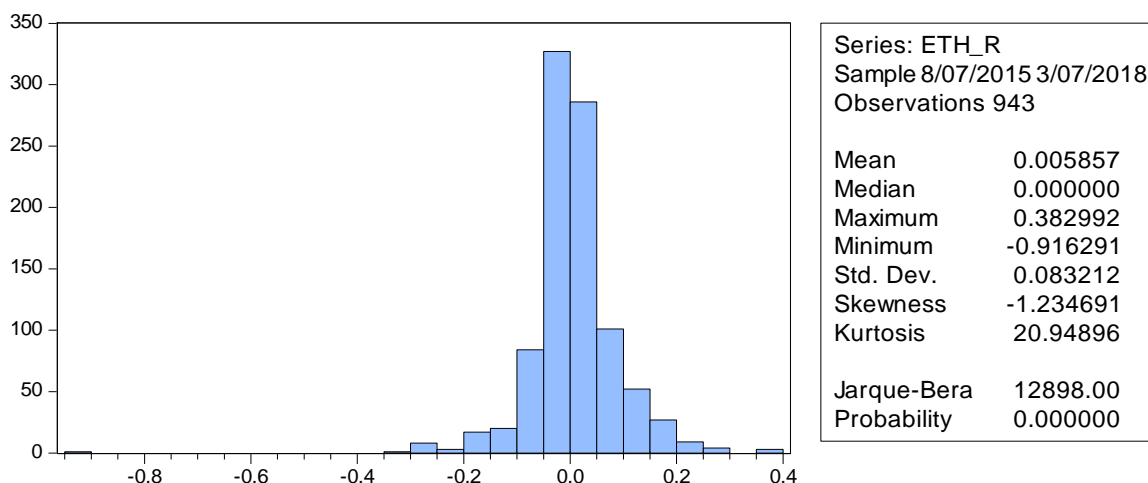
Kā redzams Eviews izdrukas attēlā 3.2., arī Litecoin ienesīguma dati neatbilst normālajam sadalījumam. Asimetrijas koeficients (Skewness) 1,91 parāda, ka izvēlētajā periodā analizētajiem datiem zvanveida grafika labais zars ir izstiepts, kas norāda uz pozitīvu asimetriju. Ekscesa koeficients (Kurtosis) 18,53 parāda, ka datu sadalījums ir izteikti šaurāks un augstāks par normālsadalījumu.



### 3.3.att. Ripple dienas ienesīguma histogramma un statistiskie dati (07.08.2015-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Kā redzams Eviews izdrukas attēlā 3.3., arī Ripple ienesīguma dati neatbilst normālajam sadalījumam. Asimetrijas koeficients (Skewness) 1,84 norāda uz pozitīvu asimetriju, labais zars ir izstiepts. Ekscesa koeficients (Kurtosis) 23.02 norāda, ka datu sadalījums ir izteikti šaurāks un augstāks par normālsadalījumu.



3.4.att. Ethereum dienas ienesīguma histogramma un statistiskie dati (07.08.2015-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Kā redzams Eviews izdrukas attēlā 3.4., Ethereum ienesīguma dati neatbilst normālajam sadalījumam. Asimetrijas koeficients (Skewness) -1.23 norāda uz negatīvu asimetriju, zvanveida grafika kreisais zars ir izstiepts. Ekscesa koeficients (Kurtosis) 20.95 norāda, ka datu sadalījums ir izteikti šaurāks un augstāks par normālsadalījumu.

3.1. tabula

Kriptoalūtu ienesīguma statistikas apkopojums (07.08.2015-07.03.2018)

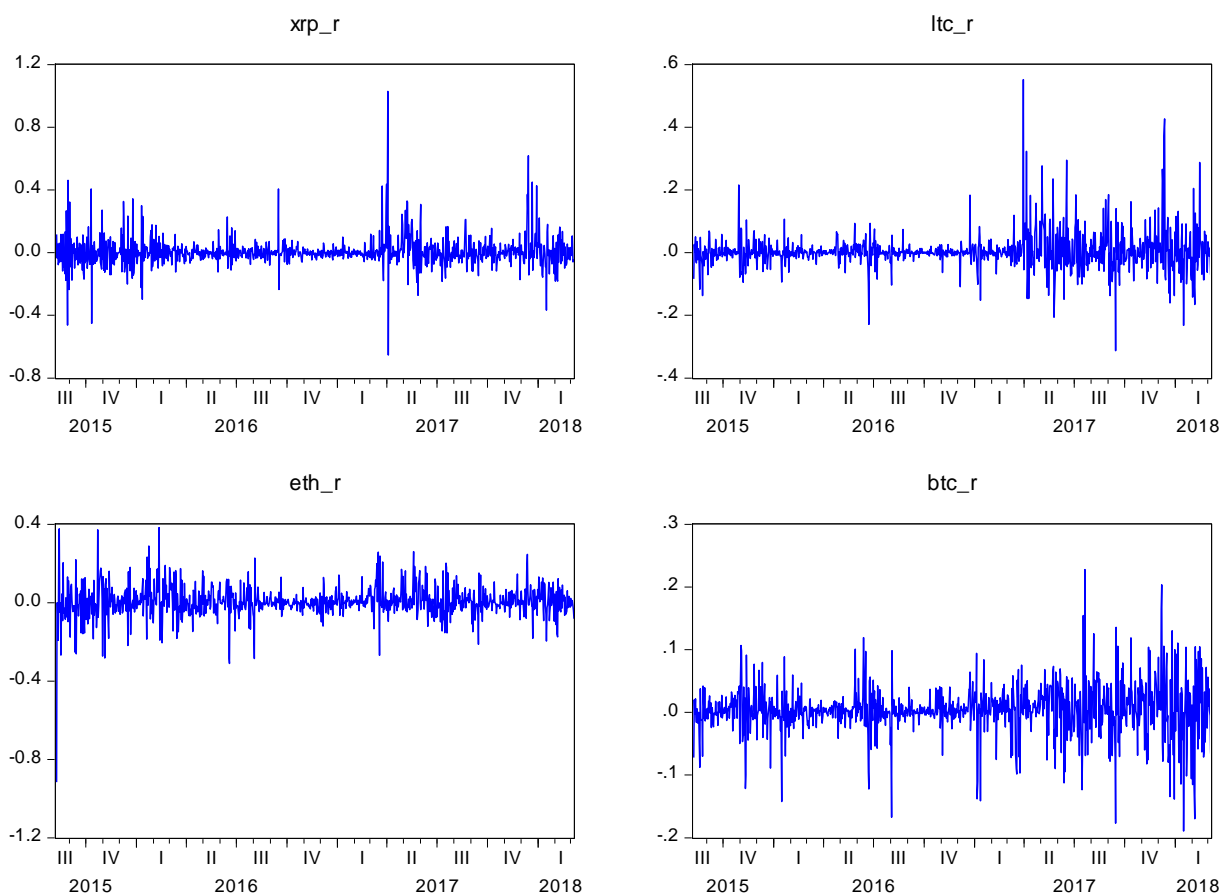
	<i>XRP_R</i>	<i>LTC_R</i>	<i>ETH_R</i>	<i>BTC_R</i>
<i>Mean</i>	0.004950	0.004046	0.005857	0.003792
<i>Median</i>	-0.001540	0.000000	0.000000	0.003283
<i>Maximum</i>	1.027995	0.551648	0.382992	0.227618
<i>Minimum</i>	-0.652989	-0.312483	-0.916291	-0.189167
<i>Std. Dev.</i>	0.097765	0.059856	0.083212	0.040849
<i>Skewness</i>	1.837544	1.910780	-1.234691	-0.211161
<i>Kurtosis</i>	23.01619	18.53996	20.94896	7.471330
<i>Observations</i>	943	943	943	943
<i>Jarque-Bera</i>	16272.81	10062.38	12898.00	792.5582
<i>Probability</i>	(0.000000)	(0.000000)	(0.000000)	(0.000000)

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Tabulā 3.1. attēlota aprakstošā statistika apkoptā formā, lai vieglāk salīdzināt analizēto kriptoalūtu ienesīguma laika rindas. Datu apjoms BTC, LTC, EHT un XRP ienesīguma laika rindām ir vienāds – 943 dienas. Kā jau tika minēts, neviena no laika rindām neatbilst normālajam sadalījumam. Ripple un Litecoin ienesīguma sadalījumam ir pozitīva asimetrija, bet Bitcoin un Etereum– negatīva asimetrija. Visu laika rindu zvanveida grafika izliekums ir šaurāks un augstāks kā normālsadalījuma gadījumā. Vidējais ienesīgums ir pozitīvs visām četrām apskatītajām kriptoalūtām. Vislielāko ienesīguma vērtību apskatītajā periodā demonstrē Ripple (1.027995), savukārt, viszemākais ienesīgums novērojams Ethereum

(-0.916291). Bitcoin dienas ienesīguma dati, salīdzinot ar pārējām kriptovalūtām, ir visstabilākie. Lielākais ienesīgums apskatītajā periodā bijis (0.227618), bet mazākais ienesīgums (-0,189167).

Kā jau iepriekš tika minēts, ienesīguma laika rindas lietderīgāk ir apskatīt logaritmētā formā, jo tā ir vieglāk novērtēt rindas dinamiku laikā. Šādā veidā datu izkliede ir koncentrētāka un līdz ar to ir vieglāk noteikt iespējamo datu klāsterēšanos un novērot potenciālos izlecošos punktus. Attēlā 3.5. redzami Ripple, Litecoin, Ethereum un Bitcoin ienesīguma dinamika laikā.



### 3.5.att. Kriptovalūtu dienas ienesīguma laika rindas, logaritmētas (07.08.2015-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Apskatot ienesīgumu dinamiku laikā, var secināt, ka visās laika rindās dažādos periodos varētu tikt novērota ienesīguma klāsterēšanās un redzami vairāki izlecošie punkti, kas ļauj noprast, ka šajās laika rindās iespējams varēs novērot ARCH/GARCH efektus. Ripple grafikā redzami vismaz divi pīķi - 2015. gada trešajā un ceturtajā ceturksnī, 2016. gada pirmos divus ceturkšņus varētu raksturot kā mierīguma periodus, līdz trešā ceturkšņa beigās atkal ir redzams izteikts pīķis, kam seko nelielas svārstības, un 2017. gada pirmā ceturkšņa beigās ir novērojams ļoti izteikts pīķis. Arī 2017./2018. gadu mijā novērojamas izteiktas svārstības. Apskatot Litecoin ienesīguma dinamikas grafiku, arī redzami pāris izteikti pīķi, starp kuriem redzami arī mierīguma periodi. Tāpat kā Ripple arī Litecoin izteiktākais pīķis ir redzams 2017. gada pirmā ceturkšņa beigās. 2017. gada beigās un 2018. gada sākums ir izteikti svārstīgs. Ethereum laika

rindai 2015. gada sākumā redzams izteikts negatīvs pīķis, kas saistīts ar kriptovalūtas cenas svārstībām uzreiz pēc tās izlaišanas tirgū, arī 2016. gadā ienesīgums ir bijis ļoti svārstīgs - ar vairākiem pīķiem. 2016. gada otrajā pusē svārstības mazinās un novērojams mierīguma periods, un, līdzīgi kā tas bija Litecoin un Ripple laika rindām, izteikts pīķis ir redzams 2017. gada pirmā ceturkšņa beigās. Apskatot Bitcoin ienesīguma rindas dinamiku, ir redzami vismaz 3 izteikti pīķi 2015. gadā, kam seko mierīgs 2016. gada sākums. 2016. gada vidū arī redzami divi izteikti pīķi, taču beigas ir salīdzinoši mierīgas, tomēr 2017. gads sākas ar strauju pīķi, kam seko vairāki izteikti pīķi arī 2018. gadā.

Laika rindu izteikta svārstību klāsterēšanās ir pirmā pazīme, kas liecina, ka datus varētu būt novērojams ARCH/GARCH efekts. Kaut arī pastāv pamatotas aizdomas par ARCH efekta esamību, vēlāk tiks veikts specializēts ARCH tests, lai pārlicinātos, vai datus patiešām iespējams novērot ARCH efektu.

Lai ienesīguma laika rindu varētu izmantot GARCH tipa modelēšanā, tai ir jābūt stacionārai. Eviews programmā stacionaritāti pārbauda, veicot vienības saknes testu jeb ADF testu. Vienības saknes testa nulles hipotēze: laika rinda nav stacionāra jeb satur vienības sakni. Iegūtie rezultāti apkopoti tabulā 3.2.

3.2 tabula

**Kriptovalūtu stacionaritātes pārbaudes testa rezultāti**

<i>Laika rinda</i>	<i>ADF testa specifikācija</i>				<i>Secinājums</i>
	<i>Ar konstanti</i>	<i>Ar konstanti un trendu</i>	<i>Bez konstantes un bez trenda</i>		
<b>BTC_r</b> $\tau$ (p -vērtība)	-30.54714 (0.000)	-30.55818 (0.000)	-30.29220 (0.000)		Rinda ir stacionāra
<b>ETH_r</b> $\tau$ (p -vērtība)	-34.49427 (0.000)	-34.47379 (0.000)	-34.25589 (0.000)		Rinda ir stacionāra
<b>LTC_r</b> $\tau$ (p -vērtība)	-29.92428 (0.000)	-30.00975 (0.000)	-29.80119 (0.000)		Rinda ir stacionāra
<b>XRP_r</b> $\tau$ (p -vērtība)	-16.10642 (0.000)	-16.18848 (0.000)	-16.01820 (0.000)		Rinda ir stacionāra

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Kā redzams tabulā 3.2 visas analizētās laika rindas ir stacionāras, jo nulles hipotēzi nevar nenoraidīt visos gadījumos (p vērtība ir 0.000). Ņemot vērā, ka stacionaritātes nosacījums ir apmierināts un nav nepieciešami tālāki laika rindas pārveidojumi, var turpināt datu analīzi un GARCH tipa modelēšanu.

### 3.2. ARMA modeļu izveide

Pirms GARCH modelēšanas lietderīgi sastādīt ARMA modeli, kas kalpos kā vidējās vērtības vienādojums GARCH modelī. Lai noteiktu kurš ARMA modelis vislabāk aprakstīs datus, tiks izmantoti trīs informācijas kritēriji, kas tika apskatīti pirmajā nodaļā: Akaike

informācijas kritērijs (AIC), Švarca–Beijesa informācijas kritērijs (SIC) un Hanana–Kvinna informācijas kritērijs (HQIC), kā arī determinācijas koeficients. Attiecībā uz informācijas kritērijiem svarīgi ir pieminēt, ka AIC vienmēr dos priekšroku modeļiem ar lielāku kārtu (šādā gadījumā zaudēto brīvības pakāpju skaits būs lielāks), turpretim SIC par labāku atzīs modeli ar zemāku kārtu, bet HQIC ir abu iepriekšminēto metožu apvienojums.

3.3. tabula

**Bitcoin ARMA (q,p) modeļu tabula (07.08.2015-07.03.2018)**

AR	1	2	3	0	0	0	1	1	1	2	3	2	2	3	3
MA	0	0	0	1	2	3	1	2	3	1	1	2	3	2	3
C	0.003872	0.003856	0.003862	0.003792	0.003794	0.003792	0.003842	0.003845	0.003843	0.003863	0.003859	0.003845	0.003855	0.003849	0.004183
p-vērtība	0.0038	0.0036	0.0039	0.0046	0.0041	0.0045	0.0044	0.0036	0.0044	0.0035	0.0043	0.0039	0.0046	0.0047	0.0031
AR(1)	0.003357	0.00416	0.004335				-0.58786	-0.54606	-0.48918	-0.66169	-0.58173	-1.70546	-1.20874	-1.17903	-0.76464
p-vērtība	0.9181	0.8988	0.8947				0.1827	0.1965	0.2596	0.2198	0.3252	0	0	0	0
AR(2)		-0.01172	-0.01205							-0.0215	-0.0098	-0.98825	-0.9944	-0.95818	0.618527
p-vērtība		0.7202	0.7133							0.5634	0.797	0	0	0	0
AR(3)			0.008301								0.021949		1.223418	0.02983	0.939617
p-vērtība			0.7999								0.5805		0	0.3672	0
MA(1)				0.003468	0.003653	0.004446	0.606752	0.552013	0.496115	0.666651	0.587144	1.716991	1.028792	1.192325	0.772079
p-vērtība				0.9155	0.911	0.8919	0.1622	0.1927	0.2596	0.2159	0.3204	0	0	0	0
MA(2)					-0.01314	-0.01404		-0.02261	-0.01088			0.990246	0.030996	0.991127	-0.624
p-vērtība					0.6882	0.6682		0.5146	0.7674			0	0.3473	0	0
MA(3)						0.009524			0.019902						-0.93659
p-vērtība						0.7713			0.577						0
R <sup>2</sup>	0.000011	0.000154	0.000231	0.000012	0.000165	0.000258	0.000424	0.000933	0.001336	0.001131	0.001525	0.013179	0.014716	0.014475	0.016062
AIC	-3.5573	-3.55442	-3.55132	-3.55471	-3.55274	-3.55071	-3.55559	-3.55398	-3.55226	-3.55327	-3.55049	-3.56328	-3.56272	-3.56142	-3.5609
SIC	-3.54701	-3.53897	-3.5307	-3.54442	-3.53731	-3.53014	-3.54015	-3.53339	-3.52652	-3.53267	-3.52471	-3.53753	-3.53181	-3.53049	-3.52481
HQIC	-3.55338	-3.54853	-3.54346	-3.55079	-3.54686	-3.54287	-3.5497	-3.54613	-3.54245	-3.54542	-3.54066	-3.55347	-3.55093	-3.54963	-3.54714

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Visi BTC ARMA procesa modeļu koeficienti, to p-vērtības un informācijas kritēriji ir apkopoti tabulā 3.3. Redzams, ka ne visām BTC ARMA modeļa kombinācijām AR un MA koeficienti ir statistiski nozīmīgi. Aplūkojot informācijas kritērijus, var redzēt, ka visi kritēriji ir pietiekoši zemi un ar mīnus zīmi, kas nozīmē, ka modelis nezaudē lielu daļu informācijas. Kaut arī visu modeļu informācijas kritēriju vērtības ir ļoti līdzīgas, viszemākās AIC, SIC un HQIC vērtības ir BTC ARMA (2,2) modelim. Kaut arī ARMA (1,0) un (0,1) modeļu SIC vērtības ir zemāks, jāņem vērā, ka ARMA procesi šiem modeļiem nav statistiski nozīmīgi, turklāt AIC un HQIC vērtības ARMA (2,2) modelim ir augstākas. Kopumā par vislabāko modeli tiek atzīst BTC ARMA (2,2) un šī modeļa vienādojumu var pierakstīt šādi:

$$BTC\_r_t = 0.003845 - 1.705456r_{t-1} - 0.988249r_{t-2} + 1.716991u_{t-1} + 0.990246u_{t-2} + u_t \quad (3.2.)$$

Pēc tāda paša principa, kā tika vērtēti BTC ARMA modeļi, tiek salīdzināti arī ETH ARMA modeļi. Aplūkojot tabulu 3.4, var secināt, ka arī Ethereum ARMA modeļu informācijas kritēriju vērtības ir ļoti līdzīgas un augstākas kārtas ARMA modeļiem AIC, SIC un HQIC vērtības kritēriji ir zemāki un determinācijas koeficienti ir augstāki, tomēr jāpievērš uzmanību arī koeficientu statistiskajai nozīmībai.

Ethereum ARMA (q,p) modeļu tabula (07.08.2015-07.03.2018)

AR	1	2	3	0	0	0	1	1	1	2	3	2	2	3	3
MA	0	0	0	1	2	3	1	2	3	1	1	2	2	3	3
C	0.006795	0.006835	0.006929	0.005932	0.005936	0.005774	0.006853	0.006849	0.006835	0.00683	0.006882	0.00683	0.006854	0.006879	0.006958
p-vērtība	0.0049	0.0038	0.007	0.0191	0.0187	0.046	0.0041	0.0039	0.007	0.0038	0.0065	0.0039	0.0048	0.0066	0.0051
AR(1)	-0.04832	-0.05758	-0.05622				0.011651	0.006418	0.017899	-0.97627	-0.40723	-0.99864	-0.79272	0.219198	0.353257
p-vērtība	0.1122	0.0783	0.0847				0.8888	0.9392	0.8307	0	0.1499	0	0	0.023	0.0152
AR(2)		-0.01564	-0.01422							-0.08469	-0.02759	-0.10537	0.058351	-0.72728	-0.72778
p-vērtība		0.6076	0.6629							0.0104	0.4809	0.5822	0.7048	0	0
AR(3)			0.08629								0.079766			-0.00043	0.095344
p-vērtība			0.0046								0.0206			0.9904	0.3885
MA(1)				-0.06647	-0.0654	-0.04109	-0.06974	-0.0629	-0.07006	0.926709		0.949235	0.740675	-0.26882	-0.41755
p-vērtība				0.0412	0.0454	0.2047	0.4343	0.4862	0.4338	0		0	0	0.004	0.0052
MA(2)					-0.00416	0.005225		-0.00846	-0.01319		0.355216	0.02134	-0.11537	0.794578	0.805533
p-vērtība					0.8986	0.8721		0.798	0.6894		0.2102	0.9146	0.4469	0	0
MA(3)						0.106841		0.0437	0.065936				0.042441		-0.11904
p-vērtība						0.001							0.2621		0.3072
R <sup>2</sup>	0.002682	0.00349	0.012101	0.003231	0.003241	0.011491	0.003321	0.003381	0.007661	0.011453	0.014113	0.011467	0.012196	0.032531	0.034441
AIC	-2.27314	-2.27077	-2.27626	-2.13491	-2.1328	-2.13899	-2.27166	-2.2696	-2.27178	-2.27667	-2.27617	-2.27455	-2.27317	-2.2929	-2.29275
SIR	-2.26285	-2.25532	-2.25564	-2.12463	-2.11737	-2.11842	-2.25622	-2.24901	-2.24604	-2.25606	-2.25039	-2.2488	-2.24226	-2.26197	-2.25666
HQIC	-2.26922	-2.26488	-2.2684	-2.13099	-2.12692	-2.13115	-2.26577	-2.26175	-2.26197	-2.26881	-2.26634	-2.26474	-2.26139	-2.28111	-2.27899

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Salīdzinot visus modeļu informācijas kritērijus, visspēcīgāks ir ARMA (2,1) modelis, jo AIC, SCI un HQIC vērtības ir pietiekoši zemas un ARMA koeficienti ir statistiski nozīmīgi. Ņemot vērā visus šos rādītājus, Ethereum GARCH vidējās vērtības vienādojuma modelēšanai tiek izvēlēts ARMA(2,1) modelis, kuru var pierakstīt ar sekojošu vienādojumu:

$$ETH_{r_t} = 0.006830 - 0.976268r_{t-1} - 0.084690r_{t-2} + 0.926709u_{t-1} + u_t \quad (3.3.)$$

Ripple ARMA (q,p) modeļu tabula (07.08.2015-07.03.2018)

AR	1	3	0	0	0	1	2
MA	0	0	1	2	3	2	1
C	0.00486	0.0048	0.00494	0.00493	0.00493	0.0048	0.00501
p-vērtība	0.0601	0.1165	0.0546	0.0799	0.1032	0.1186	0.2061
AR(1)	-0.2065	-0.2039				0.4502	0.64794
p-vērtība	0	0				0.023	0
AR(2)		0.05714					0.23636
p-vērtība		0.0841					0
AR(3)		0.13173					
p-vērtība		0.0001					
MA(1)			-0.1787	-0.2177	-0.2012	-0.6583	-0.8534
p-vērtība			0	0	0	0.0007	0
MA(2)				0.12368	0.09661	0.20225	
p-vērtība				0.0001	0.0036	0	
MA(3)					0.0806		
p-vērtība					0.0135		
R <sup>2</sup>	0.0427	0.06	0.03742	0.05055	0.05636	0.05414	0.05611
AIC	-1.8533	-1.8655	-1.8474	-1.8591	-1.8631	-1.861	-1.8622
SIR	-1.843	-1.8449	-1.8372	-1.8436	-1.8425	-1.8404	-1.8416
HQIC	-1.8493	-1.8577	-1.8435	-1.8532	-1.8552	-1.8532	-1.8544

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Lai izvairītos no apjomīgu tabulu veidošanas, Ripple ARMA tabulā 3.5 attēloti tikai statistiski nozīmīgie modeļi, no kuriem tiks izvēlēts labākais, balstoties uz informācijas kritēriju vērtībām. Kopumā no apskatītajiem 15 modeļiem, 7 modeļiem visi ARMA procesa koeficienti ir statistiski nozīmīgi. Kaut arī visi modeļi ir diezgan līdzīgi, tomēr ARMA (3,0) modelis ir pārāks, jo visu trīs informācijas kritēriju vērtības šim modelim ir viszemākās un arī determinācijas koeficients (6%) ir vislielākais tieši šim modelim. Līdz ar to tālākai analīzei tiks virzīts Ripple ARMA(3,0) modelis un tā vienādojumu var pierakstīt šādi:

$$RPX_r_t = 0.004797 - 0.203852r_{t-1} + 0.057142r_{t-2} + 0.131728r_{t-3} + u_t \quad (3.4)$$

3.6. tabula

**Litecoin ARMA (q,p) modeļu tabula (07.08.2015-07.03.2018)**

AR	2	2	3
MA	2	3	3
C	0.0041	0.0041	0.0047
p-v vērtība	0.0335	0.0547	0.0523
AR(1)	-1.256	1.4681	-0.295
p-v vērtība	0	0	0
AR(2)	-0.998	-0.819	0.2112
p-v vērtība	0	0	0
AR(3)			0.9615
p-v vērtība			0
MA(1)	1.267	-1.449	0.3141
p-v vērtība	0	0	0
MA(2)	0.9917	0.7579	-0.217
p-v vērtība	0	0	0.0015
MA(3)		0.0761	-0.949
p-v vērtība		0.0342	0
R <sup>2</sup>	0.022	0.0129	0.0251
AIC	-2.807	-2.795	-2.805
SIR	-2.781	-2.765	-2.769
HQIC	-2.797	-2.784	-2.791

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Litecoin statistiski nozīmīgie modeļi un to informācijas kritēriju vērtības redzami tabulā 3.6. Litecoin ienesīguma laika rindai ir tikai trīs statistiski nozīmīgi ARMA modeļi, no tiem par vislabāko var uzskatīt ARMA (2,2). Lai gan determinācijas koeficients ir nedaudz augstāks ARMA (3,3) modelim, tomēr salīdzinot informācijas kritērijus redzams, ka viszemākās vērtības ir LTC ARMA (2,2) modelim. Litecoin ARMA (2,2) modeļa vienādojumu var pierakstīt šādi:

$$LTC_r_t = 0.004121 - 1.25031365r_{t-1} - 0.98524r_{t-2} - 1.0671u_{t-1} + 0.99385u_{t-2} + u_t \quad (3.5)$$

Pirms GARCH modelēšanas nepieciešams pārlicināties, vai izvēlētie ARMA vienādojumi atbilst visiem kritērijiem, lai tos varētu pielietot GARCH tipa modelēšanā. Pirmkārt, jānovērtē, vai ARMA modeļi nesaskaras ar autokorelācijas problēmu, jāpārbauda, vai ir novērojams ARCH efekts un jānovērtē izveidoto modeļu atbilstību normālajam sadalījumam.

Eviews programma piedāvā vairākus testus, ar kuru palīdzību iespējams pārbaudīt, vai modelis necieš no autokorelācijas problēmas. Sākotnēji tiks izmantots Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Tests. Šī testa  $H_0$ : kļūdas nav autokorelētas, tātad alternatīvā hipotēze ir kļūdas ir autokorelētas. Ja rezultāti nav viennozīmīgi, vai ir vēlme tos pārbaudīt, var apskatīt arī kļūdu korelogrammu. Testa rezultāti redzami tabulā 3.7.

3.7. tabula

	<b>Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test</b>			
	<i>2 novēlojums (lagi)</i>		<i>4 novēlojumi (lagi)</i>	
	Chi <sup>2</sup>	p-vērtība	Chi <sup>2</sup>	p-vērtība
<b>BTC ARMA (2,2)</b>	0.021152	(0.9895)	0.817802	(0.9360)
<b>ETH ARMA (2,1)</b>	0.558631	(0.7563)	1.426829	(0.8395)
<b>LTC ARMA (2,2)</b>	1.189121	(0.5518)	2.862118	(0.5812)
<b>RPX ARMA (3,0)</b>	1.147335	(0.5635)	1.741470	(0.7832)

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Lai testa rezultāti būtu objektīvāki, tests tika veikts gan pie diviem lagiem (novēlojumiem), gan pie četriem lagiem. Redzams, ka visu kriptovalūtu ARMA modeļos nav novērojama autokorelācija, jo p-vērtības ir pietiekoši lielas, lai nevarētu noraidīt nulles hipotēzi: datos nav autokorelācijas problēma.

Lai pārbaudītu, vai novērojams ARCH efekts, tiks veikts ARCH tests. Kā alternatīvu šim testam iespējams apskatīt arī kļūdu kvadrātu korelogrammu. Kaut arī ARCH tests tiek veidots no ARCH modeļa, ir pierādīts, ka tam ir arī jauda pret vispārīgākajām GARCH alternatīvām, un tāpēc to var izmantot kā vispārēju GARCH efektu specifiskācijas testu. (Zivot, 2008) LM ARCH testa  $H_0$ : datos nav novērojams ARCH efekts, tātad alternatīvā hipotēze apstiprina ARCH efekta esamību.

3.8. tabula

	<b>Heteroskedasticity Test: ARCH</b>			
	<i>1 novēlojums (lags)</i>		<i>4 novēlojumi (lagi)</i>	
	Chi <sup>2</sup>	p-vērtība	Chi <sup>2</sup>	p-vērtība
<b>BTC ARMA (2,2)</b>	46.38090	(0.0000)	80.59839	(0.0000)
<b>ETH ARMA (2,1)</b>	51.45169	(0.0000)	71.57723	(0.0000)
<b>LTC ARMA (2,2)</b>	26.04310	(0.0000)	36.18921	(0.0000)
<b>RPX ARMA (3,0)</b>	61.43943	(0.0000)	83.20172	(0.0000)

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Testa rezultāti parāda, ka visiem modeļiem novērojams ARCH efekts jeb datiem piemīt heteroskedasticitātes problēma. Gan pie viena, gan četriem novērojumiem testu p-vērtības ir 0.0000, nulles hipotēze tiek noraidīta un apstiprināta alternatīva hipotēze. Datos novērojams ARCH efekts, kas liek domāt, ka nosacītā vidējā autoregresīvais modelis ir jāpaplašina, iekļaujot autoregresīvo nosacītās heteroskedasticitātes modeli nosacījuma dispersijai.

Tālāk tiek pārbaudīts, vai dati atbilst normālsadalījumam. Normalitāti iespējams pārbaudīt ar Jarque-Bera testu. Testa  $H_0$  : dati atbilst normālsadalījumam, tātad alternatīva hipotēze noraida normalitāti. Svarīgi pieminēt, ka finanšu laika rindu analīze datu pakļaušanās normālajam sadalījumam ir ļoti reta parādība. Statistika apkopta tabulā 3.9.

3.9. tabula

<i>Normalitātes tests</i>		
	Jarque-Bera	p-vērtība
<b>BTC ARMA (2,2)</b>	688.3757	(0.0000)
<b>ETH ARMA (2,1)</b>	573.8429	(0.0000)
<b>LTC ARMA (2,2)</b>	10113.87	(0.0000)
<b>RPX ARMA (3,0)</b>	13629.23	(0.0000)

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Kā jau tika paredzēts, izvēlēto ARMA modeļu dati nepakļaujas normālsadalījumam, jo nulles hipotēze tiek noraidīta visiem četriem modeļiem. Tomēr svarīgi pieminēt, ka, salīdzinot ar sākotnējām, neapstrādātajām ienesīguma laika rindām, ARMA modeļi ir būtiski uzlabojuši Jarque-Bera statistiku, jo koeficienti ir zemāki.

3.10. tabula

**Kriptoalūtu labāko novērtēto ARMA (q,p) modeļu tabula (07.08.2015-07.03.2018)**

	<i>ETH</i>	<i>LTC</i>	<i>RPX</i>	<i>BTC</i>
<b>AR</b>	2	2	3	2
<b>MA</b>	1	2	0	2
<b>C</b>	0.00683	0.004121	0.004797	0.003845
<i>p-vērtība</i>	0.0038	0.0335	0.1165	0.0039
<b>AR(1)</b>	-0.976268	-1.256255	-0.203852	-1.705456
<i>p-vērtība</i>	0	0	0	0
<b>AR(2)</b>	-0.08469	-0.998242	0.057142	-0.988249
<i>p-vērtība</i>	0.0104	0	0.0841	0
<b>AR(3)</b>			0.131728	
<i>p-vērtība</i>			0.0001	
<b>MA(1)</b>	0.926709	1.266958		1.716991
<i>p-vērtība</i>	0	0		0
<b>MA(2)</b>		0.991743		0.990246
<i>p-vērtība</i>		0		0
<b>R<sup>2</sup></b>	0.011453	0.021998	0.059997	0.013179
<b>AIC</b>	-2.276666	-2.806756	-1.86554	-3.563282
<b>SIC</b>	-2.256062	-2.781001	-1.844919	-3.537528
<b>HQIC</b>	-2.268812	-2.796938	-1.857679	-3.553465

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Visu četru kriptovalūtu labākie ARMA modeļi apkopti tabulā 3.10. Kopumā LTC ARMA (2,2), ETH ARMA (2,1), BTC ARMA (0,0) un XRP ARMA (3,0) tiek atzīsti par derīgiem GARCH tipa modelēšanai, jo visi modeļi ir statistiski nozīmīgi, datos nav novērojama autokorelācija un pastāv heteroskedasticitātes problēma, ko var atrisināt ar GARCH modeļu palīdzību.

### 3.3. GARCH modelēšana un prognozēšana

Šajā daļā, lai izvērtētu, kurš no GARCH tipa modeļiem labāk spēj attēlot kriptovalūtu volatilitāti, tiks salīdzināti šādi modeļi: GARCH (1,1); TGARCH (1,1) ar sliekšni 1; EGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1; PGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1. Ņemot vērā, ka Jarque-Bera tests atklāja, ka kļūdu rinda nav normāli sadalīta, šajā darbā GARCH, TGARCH, EGARCH un PGARCH modeļi tiks aprēķināti, salīdzinot divus sadalījumus: tradicionāli izmantoto Gausa normālsadalījumu un Stjūdenta  $t$  sadalījumu, lai novērtētu, kurš sadalījums spēj izveidot labāku modeli, un sniegtu precīzāku prognozi. Kaut arī literatūrā tiek testēti dažādi sadalījumi, ir atrasti pierādījumi, ka stjūdenta  $t$  sadalījums ir pietiekams, lai pilnībā atbilstu finanšu datiem raksturīgajām smagajām astēm (*fat tails*). (Sun, u.c., 2014)

Vidējās vērtības modelēšanai tiks izvēlēti jau iepriekš apskatītie labākie ARMA modeļi. GARCH modeļi tiek novērtēti, izmantojot log-ticamības (*log-likelihood*) funkciju. (Šurda, 2012) modeļa noteikšanai log-ticamības vērtība tiek maksimizēta, izmantojot *Marquardt* optimizācijas algoritmu. Labākā modeļa novērtēšanas princips paliek tāds pats, kā tika izmantots ARMA modelēšanā (salīdzinot AIC, SIC un HQIC informācijas kritērijus), papildus apskatot arī LL (*log-likelihood*) maksimālo vērtību. Lai pārbaudītu, vai modeļi ir spējusi atrisināt heteroskedasticitātes problēmu, visiem modeļiem tiks veikts atkārtots ARCH efekta tests. Ja testa  $p$ -vērtības ir lielākas 0,05, tad tiek pieņemts, ka modelis ir novērsis ARCH/GARCH efektu. Gadījumā, ja rezultāti nav viennozīmīgi, tiks apskatīta kļūdu kvadrātu korelogramma.

Tālāk tiks izvērtēta visu modeļu prognozēšanas spēja. Prognozēšana tiks veikta gan parauga ietvaros (prognoze par periodu no 2015. gada 7. augusta līdz 2018. gada 7. martam), gan arī ārpus parauga prognozēšanai (prognoze par periodu no 2018. gada 8. marta līdz 2018. gada 27. martam), lai novērtētu, cik veiksmīgi izvēlētie modeļi spēj prognozēt volatilitāti. Lai salīdzinātu, kurš no apskatītajiem modeļiem sniedz labāku prognozi, tiks salīdzināti MEA un REAM rādītāji: jo zemāks rādītājs, jo labāku prognozēšanas spēju demonstrē modelis.

Apskatot tabulu 3.11, var secināt, ka visiem BTC GARCH tipa modeļiem (neatkarīgi no izvēlēta sadalījuma veida) nosacītas dispersijas vienādojuma koeficienti ir statistiski nozīmīgi (izņemot stjūdenta  $t$  sadalījuma TGARCH (1,1) ar sliekšni 1), tomēr vidējās vērtības

vienādojumu koeficienti nav statistiski nozīmīgi. Būtiski norādīt, ka vidējās vērtības vienādojums parasti nav galvenais interešu objekts šajā modelī. Dažkārt modeļa vidējās vērtības vienādojums tiek pielīdzināts nullei. Ja modelis izmantotie dati ir stacionāri un tas ir pareizi sastādīts, aprēķini joprojām ir objektīvi un konsekventi. GARCH modeļos nozīmīgāka loma ir dispersijas vienādojumam un modeļa noturībai pret GARCH efektu. (Sjo, 2011)

3.11. tabula

**Bitcoin GARCH tipa modeļu apkopojums (07.08.2015-07.03.2018)**

	Normālais sadalījums				Stjudenta t sadalījums			
ARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
GARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
TGARCH		1				1		
EGARCH			1				1	
PGARCH				1				1

**BTC vidējās vērtības vienādojums ARMA (2,2)**

konstante	0.002753	0.003170	0.003005	0.003181	0.002559	0.00272	0.003530	0.002555
p-vērtība	0.0004	0.0001	0	0.0003	0	0	0.0003	0
AR(1)	0.00685	-0.00269	-0.470462	-0.007792	-0.56272	-0.415849	1.46643	-0.083539
p-vērtība	0.883	0.9946	0	0.8659	0.1929	0.3732	0	0.0828
AR(2)	-0.894927	-0.896291	-0.839986	-0.896916	-0.378680	-0.252787	-0.483509	-0.214427
p-vērtība	0	0	0	0	0.3276	0.4807	0.0079	0.38
MA(1)	-0.013984	-0.007194	0.426036	-0.003653	0.516333	0.349834	-1.54704	0.000534
p-vērtība	0.6842	0.828	0	0.9143	0.2418	0.4576	0	0.9904
MA(2)	0.927350	0.92878	0.834365	0.92826	0.322057	0.185937	0.573635	0.155786
p-vērtība	0.0000	0	0	0	0.4204	0.62	0.0006	0.5291

**BTC nosacītās dispersijas vienādojums**

konstante	2.46E-05	2.15E-05	-0.632475	0.0000396	1.75E-05	0.0000122	-0.271133	0.001118
p-vērtība	0	0	0	0.3633	0.12	0.1642	0	0.3598
ARCH	0.21762	0.242705	0.421369	0.213666	0.409143	0.522785	0.444018	0.182176
p-vērtība	0	0	0	0	0.0379	0.0475	0.0002	0
GARCH	0.807372	0.815867	0.007220	-0.071823	0.816729	0.840272	0.116108	-0.371289
p-vērtība	0	0.0167	0.0639	0.0245	0	0.0871	0.0183	0.0006
TGARCH		-0.065424				-0.320903		
p-vērtība		0				0		
EGARCH			0.949156				0.990365	
p-vērtība			0				0	
PGARCH				0.816314				0.89157
p-vērtība				0				0
PGARCH				1.860057				0.719394
p-vērtība				0				0.0011
T-DIST. DOF					2.474213	2.461512	2.374109	2.434684
p-vērtība					0	0	0	0
LL	1866.549	1868.059	1870.991	1868.085	1975.331	1980.827	1987.657	1986.83
AIC	-3.94178	-3.94286	-3.94908	-3.940796	-4.170373	-4.179908	-4.194394	-4.19052
SIC	-3.900643	-3.896581	-3.9028	-3.889375	-4.124093	-4.128486	-4.142972	-4.133956
HQIC	-3.9261	-3.925221	-3.93144	-3.921197	-4.152733	-4.160309	-4.174795	-4.168961
ARCH testa p-vērtība	0.404	0.3673	0.3974	0.3466	0.4301	0.2115	0.095	0.0173

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Vēlreiz apskatot 3.11 tabulu, redzams, ka gandrīz visi modeļi ir veiksmīgi tikuši galā ar heteroskedasticitātes problēmām. Tomēr stjudenta t sadalījuma EGARCH (1,1) un PGARCH (1,1) modeļiem ARCH testa p-vērtības ir diezgan zemas, tādēļ šiem modeļiem tiek apskatītas arī kļūdu kvadrātu korelogrammas (skatīt 6. un 7. pielikumu). Korelogrammā redzams, ka

EGARCH (1,1) modelim, sākot no 9. laga, var droši apgalvot, ka ARCH efekts ir pilnībā novērsts, bet PGARCH (1,1) – sākot no 11 laga. Tas norāda uz to, ka, apskatot šos modeļus pie lielākas novērojumu kārtas, ARCH efekts vairs netiek novērots. Statistiski nozīmīga ARCH testa p-vērtība vai jebkura cita nozīmīga heteroskedasticitātes pārbaude, ir modeļa kļūdas vai neprecizitātes pazīme. Tas, iespējams, varētu norādīt uz to, ka modelī nav iekļauts kāds būtisks paskaidrojošs mainīgais vai arī liecināt par nepareizi definētu procesa dinamiku. (Sjo, 2011)

Salīdzinot rezultātus normālsadalījuma modeļiem un stjuđenta t sadalījuma modeļiem, redzam, ka kopumā novērtētajiem stjuđenta t sadalījuma modeļiem novērojamas zemākas informācijas kritēriju vērtības un augstāka LL vērtība, tātad šie modeļi ir labāki. Atsevišķi apskatot stjuđenta t sadalījuma un normālā sadalījuma modeļus, par vislabākajiem tiek atzīti EGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1, jo šiem modeļiem ir viszemākie informācijas kritēriji un augstākās LL vērtības.

Bitcoin normālsadalījuma EGARCH (1,1) modeli ar asimetrijas kārtu 1 pieraksta šādi:

$$BTC_{r_t} = 0.003005 - 0.47046r_{t-1} - 0.83998r_{t-2} - 0.426036u_{t-1} + 0.834365u_{t-2} + u_t \quad (3.6)$$

(0.0000)    (0.0000)    (0.0000)    (0.0000)    (0.0000)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim i. i. d N(0,1) \quad (3.7)$$

$$\ln(BTC_{h_t}) = -0.632475 + 0.421369 \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.007220 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.949156 \ln(h_{t-1}) \quad (3.8)$$

(0.0000)    (0.0000)    (0.0639)    (0.0000)

Bitcoin stjuđenta t sadalījuma EGARCH (1,1) modeli ar asimetrijas kārtu 1 pieraksta šādi:

$$BTC_{r_t} = 0.00329 + 1.4664r_{t-1} - 0.4835r_{t-2} - 1.5470u_{t-1} + 0.5763u_{t-2} + u_t \quad (3.9)$$

(0.0003)    (0.0000)    (0.0079)    (0.0000)    (0.0006)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim t(0,1) \quad (3.10)$$

$$\ln(BTC_{h_t}) = -0.2711 + 0.4440 \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.1161 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.9903 \ln(h_{t-1}) \quad (3.11)$$

(0.0000)    (0.0002)    (0.0183)    (0.0000)

Apskatot tabulu 3.12, var secināt, ka pārsvarā visiem ETH GARCH tipa modeļiem (neatkarīgi no izvēlētajā sadalījuma veida) gan nosacītas dispersijas vienādojuma koeficienti, gan vidējās vērtības vienādojuma koeficienti ir statistiski nozīmīgi (izņemot EGARCH un PGARCH modeļus, kur daži koeficienti tomēr nav statistiski nozīmīgi). Redzams arī tas, ka visi modeļi ir veiksmīgi tikuši galā ar heteroskedasticitātes problēmām jeb datos vairs nav novērojams ARCH efekts. Salīdzinot rezultātus starp abiem sadalījumiem, kaut arī atšķirības nav tik izteiktas kā tas bija BTC GARCH tipa modeļiem, tomēr jāatzīmē, ka arī ETH gadījumā modeļiem ar stjuđenta t sadalījumu ir novērojamas zemākas informācijas kritēriju vērtības un augstāka LL vērtība nekā normālsadalījuma modeļiem.

## Ethereum GARCH tipa modeļu apkopojums (07.08.2015-07.03.2018)

	Normālais sadalījums				Stjudenta t sadalījums			
ARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
GARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
TGARCH		1				1		
EGARCH			1				1	
PGARCH				1				1

## ETH vidējās vērtības vienādojums ARMA (2,1)

konstante	0.001805	0.003419	0.002367	0.002935	0.001460	0.001388	0.001248	0.001214
	0.2279	0.0694	0.0659	0.0826	0.2929	0.32	0.3654	0.3712
AR(1)	0.523844	-0.924720	-0.949007	-0.966016	-0.992615	-0.992365	-0.990224	-0.997670
	0	0	0	0	0	0	0	0
AR(2)	0.041839	-0.069565	-0.095595	-0.110308	-0.103663	-0.103014	-0.104968	-0.113556
	0.1724	0.0552	0.0065	0.0012	0.0023	0.0025	0.0015	0.0005
MA(1)	-0.709807	0.911625	0.908083	0.909454	0.922222	0.922530	0.919670	0.917578
	0	0.0000	0	0	0	0	0	0

## ETH nosacītās dispersijas vienādojums

konstante	0.000288	0.000286	-0.860450	0.005907	0.000298	0.000298	-0.774045	0.004926
p-vērtība	0	0	0	0.0779	0.0033	0.0034	0	0.2368
ARCH	0.304383	0.313268	0.476590	0.269508	0.397683	0.388516	0.541922	0.306857
p-vērtība	0	0	0	0	0.0001	0.0002	0	0
GARCH	0.689532	0.6918	0.025873	-0.075826	0.685774	0.685023	-0.000389	-0.030540
p-vērtība	0	0	0.02574	0.1175	0.00000	0	0.09925	0.7289
TGARCH		-0.025192				0.027517		
p-vērtība		0.5716				0.797		
EGARCH			0.905401				0.921138	
p-vērtība			0				0	
PGARCH				0.721981				0.738286
p-vērtība				0.0000				0
PGARCH				1.003189				1.007186
p-vērtība				0				0.003
T-DIST. DOF					3.259969	3.241242	3.342976	3.285379
p-vērtība					0	0	0	0
LL	1209.340	1209.440	1217.893	1214.831	1263.871	1263.909	1267.573	1266.084
AIC	-2.55003	-2.54812	-2.566052	-2.557436	-2.663566	-2.66153	-2.6693	-2.66402
SIC	-2.51404	-2.50699	-2.524914	-2.511157	-2.622429	-2.61525	-2.62302	-2.61259
HQIC	-2.53631	-2.53244	-2.550372	-2.539797	-2.647887	-2.64389	-2.65166	-2.64442
ARCH testa p-vērtība	0.5063	0.4937	0.4969	0.2345	0.5859	0.58	0.5121	0.2398

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Atsevišķi apskatot stjudenta t sadalījuma un normālā sadalījuma modeļus, par vislabākajiem tiek atzīti EGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1, jo šiem modeļiem ir viszemākie informācijas kritēriji un augstākās LL vērtības. Ethereum normālsadalījuma EGARCH (1,1) modeli ar asimetrijas kārtu 1:

$$ETH\_r_t = 0.00236 - 0.949007r_{t-1} - 0.09559r_{t-2} + 0.90808u_{t-1} + u_t \quad (3.12)$$

(0.0659)      (0.0065)      (0.0183)      (0.0000)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim i. i. d N(0,1) \quad (3.13)$$

$$\ln(ETH\_h_t) = -0.8604 + 0.476590 \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.02587 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.9054 \ln(h_{t-1}) \quad (3.14)$$

(0.0000)      (0.0000)      (0.02574)      (0.0000)

Ethereum stūģenta t sadalījuma EGARCH (1,1) modeli ar asimetrijas kārtu 1:

$$ETH_{r_t} = 0.0012 - 0.9902r_{t-1} - 0.1049r_{t-2} + 0.9196u_{t-1} + u_t \quad (3.15)$$

(0.3654)    (0.0000)    (0.0015)    (0.0000)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim t(0,1) \quad (3.16)$$

$$\ln(ETH_{h_t}) = -0.7740 + 0.5419 \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - 0.0003 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.9211 \ln(h_{t-1}) \quad (3.17)$$

(0.0000)    (0.0000)    (0.0993)    (0.0000)

3.13. tabula

**Litecoin GARCH tipa modeļu apkopojums (07.08.2015-07.03.2018)**

	Normālais sadalījums				Stūģenta t sadalījums			
ARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
GARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
TGARCH		1				1		
EGARCH			1				1	
PGARCH				1				1
<b>LTC vidējās vērtības vienādojums ARMA (2,2)</b>								
konstante	0.001415	0.001162	0.002074	0.002537	9.77E-05	0.000228	0.000163	0.000253
p-vērtība	0.4179	0.3035	0.1287	0	0.81	0.58	0.678	0.5
AR(1)	-1.207345	0.011862	-0.008546	0.013082	0.161517	0.063163	0.006335	0.097238
p-vērtība	0.035	0.9729	0.9956	0.1892	0.94	0.97	0.99	0.9
AR(2)	-0.343451	0.789983	0.001123	-0.019786	0.043973	0.072286	0.089110	0.047928
p-vērtība	0.532	0.0209	0.9993	0.8971	0.96	0.92	0.87	0.85
MA(2)	1.235839	-0.052048	0.015392	-0.002745	-0.294566	-0.193200	-0.135571	-0.222701
p-vērtība	0.0264	0.886	0.9921	0.8505	0.89	0.91	0.91	0.88
MA(3)	0.401330	-0.796891	-0.028922	-0.040725	-0.085235	-0.126605	-0.154154	-0.104470
p-vērtība	0.4402	0.0273	0.9814	0.7954	0.94	0.89	0.83	0.88
<b>LTC nosacītās dispersijas vienādojums</b>								
konstante	7.51E-05	5.01E-05	-0.265339	0.014784	5.20E-05	1.50E-05	-0.146739	0.000113
p-vērtība	0	0	0	0.0002	0.511	0.261	0	0.4365
ARCH	0.092495	0.107808	0.130695	0.049023	1.06088	0.518816	5.496832	0.258860
p-vērtība	0	0	0	0	0.517	0.1752	0.0001	0.0199
GARCH	0.898819	0.930789	0.098487	-0.945516	0.854543	0.897697	1.310537	-0.329426
p-vērtība	0	0	0	0	0	0	0.1175	0.0025
TGARCH		-0.109261				-0.398407		
p-vērtība		0				0.189		
EGARCH			0.969025				0.994149	
p-vērtība			0				0.0000	
PGARCH				0.940377				0.896490
p-vērtība				0				0
PGARCH				0.182101				1.395101
p-vērtība				0.0119				0
T-DIST. DOF					2.083083	2.185370	2.000699	2.229917
p-vērtība					0	0	0	0
LL	1482.125	1493.76	1493.76	1540.244	1848.341	1855.33	1849.056	1855.95
AIC	-3.126457	-3.149014	-3.193359	-3.24548	-3.90104	-3.913744	-3.900437	-3.912937
SIC	-3.08532	-3.102734	-3.147079	-3.194058	-3.854761	-3.862322	-3.849015	-3.856373
HQIC	-3.110778	-3.131374	-3.175719	-3.22588	-3.883401	-3.894144	-3.880838	-3.891378
ARCH Test prob.	0.9916	0.9892	0.9951	0.8988	0.8268	0.8262	0.8707	0.8226

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Apskatot tabulu 3.13, var secināt, ka visiem LTC GARCH tipa normālsadalījuma modeļiem visi nosacītās dispersijas vienādojuma koeficienti ir statistiski nozīmīgi, bet vidējās

vērtības vienādojumu koeficienti nav statistiski nozīmīgi. Arī stūdentā  $t$  sadalījuma modeļiem vidējās vērtības vienādojumi nav statistiski nozīmīgi, atšķirībā no normālsadalījuma, arī daži dispersijas vienādojuma koeficienti nav statistiski nozīmīgi, un tas ir jāņem vērā, nosakot labāko modeli. Līdzīgi kā ETH un BTC, arī LTC gadījumā stūdentā  $t$  sadalījuma informācijas kritēriju vērtības ir zemākas un LL vērtība augstāka. Redzams arī tas, ka pilnīgi visi modeļi ir veiksmīgi tikuši galā ar heteroskedasticitātes problēmām.

Atsevišķi apskatot normālā sadalījuma modeļus, par vislabāko modeli tiek atzīts PGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1.

Litecoin normālsadalījuma PGARCH (1,1) modeli ar asimetrijas kārtu 1 pieraksta šādi:

$$LTC\_r_t = 0.00253 + 0.01308r_{t-1} - 0.019785r_{t-2} - 0.00274u_{t-1} - 0.04072u_{t-2} + u_t \quad (3.18)$$

(0.0000)      (0.1892)      (0.8971)      (0.8505)      (0.7954)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim i. i. d N(0,1) \quad (3.19)$$

$$LTC\_h_t^{0.1821} = 0.01478 + 0.04902(|u_{t-1}| + 0.94551u_{t-1})^{0.1821} + 0.94037\sigma_{t-1}^{0.1821} \quad (3.20)$$

(0.0119)      (0.0002)      (0.0000)      (0.0000)      (0.0119)      (0.0000)      (0.0119)

Savukārt, stūdentā  $t$  sadalījuma modeļiem divi labākie modeļi ir TGARCH (1,1) ar sliksni 1 un PGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu. No šiem diviem modeļiem par mazliet labāku tiek atzīts PGARCH (1,1), jo TGARCH dispersijas vienādojuma koeficienti šim modelim nav statistiski nozīmīgi, kā arī PGARCH (1,1) modeļa LL ir mazliet augstāks un AIC zemāks. Litecoin stūdentā  $t$  sadalījuma PGARCH (1,1) modeli ar asimetrijas kārtu 1 pieraksta šādi:

$$LTC\_r_t = 0.00025 + 0.09723r_{t-1} + 0.04792r_{t-2} - 0.22270u_{t-1} - 0.10447u_{t-2} + u_t \quad (3.21)$$

(0.5)      (0.9)      (0.85)      (0.88)      (0.88)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim t(0,1) \quad (3.22)$$

$$LTC\_h_t^{1.3951} = 0.00011 + 0.258859(|u_{t-1}| + 0.329426u_{t-1})^{1.3951} + 0.89648\sigma_{t-1}^{1.3951} \quad (3.23)$$

(0.0000)      (0.4365)      (0.0199)      (0.0025)      (0.0000)      (0.0000)      (0.0000)

Apskatot tabulu 3.14, var secināt, ka Ripple, salīdzinājumā ar pārējiem kriptovalūtu modeļiem, liela daļa vidējās vērtības vienādojuma koeficienti ir statistiski nozīmīgi, tāpat arī nosacītas dispersijas vienādojuma koeficientu  $p$ -vērtības pārsvarā ir statistiski nozīmīgas. Kopumā visi XRP GARCH tipa modeļi ir veiksmīgi nomodelējuši GARCH efektu, jo  $p$ -vērtības ir ļoti augstas un nulles hipotēzi par ARCH efekta neesamību noraidīt nevar. Tāpat kā pārējo kriptovalūtu GARCH modeļiem, arī XRP stūdentā  $t$  sadalījuma GARCH modeļi sniedz labākus rezultātus, kā tādas pašas kārtas normālā sadalījuma modeļi (zemāki informācijas kritēriji un augstāka LL vērtība).

## Ripple GARCH tipa modeļu apkopojums (07.08.2015-07.03.2018)

	Normālais sadalījums				Studenta t sadalījums			
ARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
GARCH	1	1	1	1	1	1	1	1
TGARCH		1				1		
EGARCH			1				1	
PGARCH				1				1
<b>XRP vidējās vērtības vienādojums ARMA (3,0)</b>								
C	-0.003654	-0.002391	-0.002983	-0.002519	-0.002606	-0.002986	-0.003287	-0.003066
p-vērtība	0.0255	0.1798	0.0885	0.0384	0.0044	0.0011	0.0006	0.0008
AR(1)	-0.188951	-0.192611	-0.193424	-0.210027	-0.261731	-0.261063	-0.255144	-0.262908
p-vērtība	0	0	0	0	0	0	0	0
AR(2)	-0.102264	-0.107730	-0.063145	-0.078812	-0.106276	-0.104372	-0.098731	-0.106890
p-vērtība	0.017	0.0098	0.1387	0.0246	0.0012	0.0012	0.0014	0.0008
AR(3)	0.117231	0.109364	0.140752	0.137984	0.005453	0.003460	0.009222	0.000180
p-vērtība	0.0004	0.0008	0.0003	0.0000	0.8583	0.9089	0.7510	0.9952
<b>XRP nosacītās dispersijas vienādojums</b>								
con	0.000776	0.000803	-1.164803	0.014501	0.000723	0.000693	-0.902421	0.003586
p-vērtība	0	0	0	0.001	0.0485	0.0602	0	0.2367
ARCH	0.527250	0.726844	0.537831	0.386128	1.056909	0.838792	0.817842	0.687964
p-vērtība	0	0	0	0	0.0486	0.0588	0	0.0076
GARCH	0.522221	-0.331931	0.101116	-0.268036	0.567944	0.636364	-0.138181	0.111426
p-vērtība	0	0	0	0	0.0000	0.201	0.0839	0.1523
TGARCH		0.494368				0.577777		
p-vērtība		0				0.0000		
EGARCH			0.845704				0.895036	
p-vērtība			0				0	
PGARCH				0.589076				0.640650
p-vērtība				0				0
PGARCH				0.935125				1.324176
p-vērtība				0				0
T-DIST. DOF					2.395339	2.369914	2.420687	2.415269
p-vērtība					0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
LL	1127.223	1131.186	1125.999	1138.188	1301.267	1303.549	1304.296	1305.031
AIC	-2.37587	-2.382154	-2.371142	-2.394884	-2.742877	-2.745596	-2.747181	-2.74662
SIR	-2.33988	-2.341017	-2.330005	-2.348605	-2.70174	-2.699317	-2.700901	-2.695198
HQIC	-2.36215	-2.366474	-2.355462	-2.377245	-2.727198	-2.727957	-2.729541	-2.72702
ARCH testa p-vērtība	0.9635	0.8996	0.8424	0.5149	0.861	0.9273	0.9799	0.9006

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Atsevišķi apskatot normālā sadalījuma modeļus, par vislabāko modeli tiek atzīts PGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1. Ripple normālsadalījuma PGARCH (1,1) modeli ar asimetrijas kārtu 1 pieraksta šādi:

$$XRP_r_t = -0.0025 - 0.210027r_{t-1} - 0.078811r_{t-2} + 0.13798r_{t-3} + u_t \quad (3.24)$$

(0.0384)      (0.0000)      (0.0246)      (0.0000)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim i.i.d N(0,1) \quad (3.25)$$

$$XRP_h_t^{0.93512} = 0.0145 + 0.38612(|u_{t-1}| + 0.26803u_{t-1})^{0.93512} + 0.58907\sigma_{t-1}^{0.93512} \quad (3.26)$$

(0.0000) (0.0001) (0.0000)      (0.0000)      (0.0000) (0.0000) (0.0000)

Savukārt stjūdentā t sadalījums labākais modelis ir EGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu viens. Interesanti, ka, modelējot GARCH modeļus ar stjūdentā sadalījumu, visi AR(3) procesi ir statistiski nenozīmīgi, kamēr normālsadalījuma modeļos visi AR(3) koeficienti ir statistiski nozīmīgi. Iespējams, kopējais modeļa novērtējums uzlabotos, ja AR(3) procesu neiekļautu šajā modelī. Ripple stjūdentā t sadalījuma pirmās kārtā EGARCH (1,1) modeli pieraksta šādi:

$$XRP_{r_t} = -0.00328 - 0.25514r_{t-1} - 0.09873r_{t-2} + 0.009223r_{t-3} + u_t \quad (3.27)$$

(0.0006) (0.0000) (0.0102) (0.75025)

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim t(0,1) \quad (3.28)$$

$$\ln(XRP_{h_t}) = -0.90242 + 0.817850 \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - 0.138181 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.89503 \ln(h_{t-1}) \quad (3.29)$$

(0.0000) (0.0000) (0.0839) (0.0000)

Tālāk tiek aplūkots arī apskatīto modeļu prognozēšanas spēja, lai noteiktu, kurš no GARCH modeļiem sniedz precīzāku prognozi parauga ietvaros un ārpus parauga datu kopai.

3.15. tabula

Modeļu parauga perioda prognozēšanas novērtējums									
Prognozes periods: 07.08.2015-07.03.2018									
Modelis		Bitcoin		Ethereum		Litecoin		Ripple	
		RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
Normālais sadalījums	GARCH (1,1)	0.040	0.026	0.077	0.052	0.059	0.034	0.096	0.054
		735	165	398	161	932	24	609	699
Stjūdentā t sadalījums	GARCH (1,1)	0.040	0.026	0.077	0.051	0.060	0.033	0.097	0.054
		882	039	454	803	938	362	064	151
Normālais sadalījums	TGARCH (1,1) sliexnsis 1	<b>0.040</b>	0.026	0.077	0.052	0.060	0.033	0.096	0.054
		<b>732</b>	149	392	173	3	757	537	619
Stjūdentā t sadalījums	TGARCH (1,1) sliexnsis 1	0.040	0.026	0.077	0.051	0.060	0.033	0.097	0.054
		94	031	439	776	873	346	113	17
Normālais sadalījums	EARCH (1,1) asimetrija 1	0.040	0.026	0.077	0.052	0.059	0.033	<b>0.095</b>	0.054
		872	149	473	123	799	881	<b>982</b>	744
Stjūdentā t sadalījums	EARCH (1,1) asimetrija 1	0.041	<b>0.025</b>	0.077	0.051	0.060	0.033	0.097	<b>0.054</b>
		028	<b>844</b>	453	784	882	349	002	<b>149</b>
Normālais sadalījums	PGARCH (1,1) asimetrija 1	0.040	0.026	<b>0.077</b>	0.052	<b>0.059</b>	0.033	0.096	0.054
		735	143	<b>388</b>	006	<b>795</b>	95	105	708
Stjūdentā t sadalījums	PGARCH (1,1) asimetrija 1	0.041	0.026	0.077	<b>0.051</b>	0.060	<b>0.033</b>	0.097	0.054
		039	047	479	<b>77</b>	84	<b>345</b>	201	19

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Tabulā 3.15 apkopotas visu modeļu prognožu RMSE un MAE rezultāti parauga periodam, zemākas vērtības ir izceltas treknrakstā. Jo zemākas kļūdu vērtības, jo labāka ir prognoze. Pilnās Eviews izdrukas redzamas 8. pielikumā. Redzams, ka visu modeļu prognožu novērtējums ir samērā līdzīgs, vislabāk izdevies prognozēt Bitcoin laika rindu, arī Litecoin prognozes vērtējums nav slikts, savukārt Ethereum prognozes kļūdu vērtības ir mazliet augstākas kā citām kriptovalūtām un Ripple prognoze ir visneprecīzākā.

Ethereum un Litecoin inenesīguma dinamiku vislabāk spēj attēlot PGARCH (1,1) modelis ar asimetrijas kārtu 1. Turklāt, RMSE zemāka vērtība tiek novērota normālsadalījuma modelim, bet MAE zemāka vērtība ir stjudenta modelim. Ripple laika rindu visprecīzāk prognozē EGARCH (1,1) modelis ar asimetrijas kārtu 1, tā pat kā Litecoin un Ethereum modeļu prognožu novērtējumā, zemākā RMSE vērtība ir normālsadalījuma modelim, bet zemāka MAE ir stjudenta modelim. Interesanti, ka Bitcoin inenesīguma prognozes zemāka RMSE vērtība ir normālsadalījuma TGARCH(1,1) modelim ar sliekšni 1, bet zemāka MAE vērtība ir stjudenta t sadalījuma EGARCH (1,1) modelim ar asimetrijas kārtu 1. Ņemot vērā, ka pēc RMSE un MAE novērtējumiem labāko modeļu izvēle nav viennozīmīga (katrs rādītājs par labāku atzīst citu modeli), papildus tiks apskatīts Tila nevienlīdzības koeficients (TIC). Šis koeficients tiek izmantots, lai novērtētu modeļu statistikas prognozēšanas veikumu, novērtēšanas princips ir līdzīgs kā iepriekš, jo zemāka vērtība, jo labāka prognoze. TIC vērtības labākajiem modeļiem apkopotas tabulā 3.16.

3.16. tabula

<b>Modeļu parauga perioda prognozēšanas novērtējums</b>							
<b>Prognozes periods: 07.08.2015-07.03.2018</b>							
<b>Modelis</b>		<b>Bitcoin</b>			<b>Ripple</b>		
		<b>RMSE</b>	<b>MAE</b>	<b>TIC</b>	<b>RMSE</b>	<b>MAE</b>	<b>TIC</b>
Normālais sadalījums	TGARCH (1,1) sliekšnis 1	<b>0.040732</b>	0.026149	0.896533			
Normālais sadalījums	EGARCH (1,1) asimetrija 1				<b>0.095982</b>	0.054744	0.790972
Stjudenta t sadalījums	EGARCH (1,1) asimetrija 1	0.041028	<b>0.025844</b>	<b>0.870221</b>	0.097002	<b>0.054149</b>	<b>0.782674</b>
<b>Modelis</b>		<b>Ethereum</b>			<b>Litecoin</b>		
		<b>RMSE</b>	<b>MAE</b>	<b>TIC</b>	<b>RMSE</b>	<b>MAE</b>	<b>TIC</b>
Normālais sadalījums	PGARCH (1,1) asimetrija 1	<b>0.077388</b>	0.052053	<b>0.863729</b>	<b>0.059795</b>	0.03395	99.66407
Stjudenta t sadalījums	PGARCH (1,1) asimetrija 1	0.077479	<b>0.05177</b>	0.88252	0.06084	<b>0.033345</b>	<b>96.08598</b>

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Apskatot RME, MAE un papildus arī TIC koeficientu, par Bitcoin un Ripple labāko prognozes modeli parauga perioda ietvaros tiek izvēlēts Stjudenta t sadalījuma EGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1; par Ethereum labāko prognozes modeli parauga perioda ietvaros tiek izvēlēts normālā sadalījuma PGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1; par Litecoin labāko prognozes modeli parauga perioda ietvaros tiek izvēlēts Stjudenta t sadalījuma PGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1. Kopumā var secināt, ka labākus prognozes rezultātus visām apskatītajām kriptovalūtām demonstrē EGARCH un PGARCH modeļi, kas liecina par sviras un asimetrijas efektu esamību. Turklāt Bitcoin, Litecoin un Ripple labāki prognozes rezultāti ir novērojami stjudenta t sadalījuma modeļiem.

Modeļu ārpus parauga perioda prognozēšanas novērtējums									
Prognozes periods: 08.03.2018-27.03.2018									
Modelis		Bitcoin		Ethereum		Litecoin		Ripple	
		RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
Normālais sadaliņums	GARCH (1,1)	0.045	0.036	0.055	0.044	<b>0.048</b>	0.042	0.054	0.043
		689	887	27	387	<b>906</b>	48	045	019
Stjudenta t sadaliņums	GARCH (1,1)	0.046	0.036	<b>0.053</b>	<b>0.042</b>	0.049	<b>0.040</b>	0.053	0.042
		085	167	<b>245</b>	<b>376</b>	294	<b>775</b>	767	345
Normālais sadaliņums	TGARCH (1,1) sliexnis 1	0.045	0.036	0.055	0.044	0.049	0.042	0.053	0.041
		815	999	429	497	676	047	222	806
Stjudenta t sadaliņums	TGARCH (1,1) sliexnis 1	0.046	0.036	0.053	0.042	0.050	0.041	0.053	0.042
		361	59	28	466	216	975	521	111
Normālais sadaliņums	EGARCH (1,1) asimetrija 1	<b>0.045</b>	<b>0.036</b>	0.056	0.045	0.050	0.042	<b>0.052</b>	<b>0.041</b>
		<b>517</b>	<b>152</b>	642	888	05	177	<b>725</b>	<b>197</b>
Stjudenta t sadaliņums	EGARCH (1,1) asimetrija 1	0.045	0.036	0.053	0.042	0.049	0.040	0.053	0.041
		991	676	265	457	393	865	219	834
Normālais sadaliņums	PGARCH (1,1) asimetrija 1	0.045	0.036	0.055	0.044	0.050	0.042	0.053	0.041
		817	983	261	262	792	645	135	7
Stjudenta t sadaliņums	PGARCH (1,1) asimetrija 1	0.046	0.037	0.053	0.042	0.049	0.040	0.053	0.042
		585	158	254	41	462	91	524	107

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Tabulā 3.17 apkopoti visu modeļu RMSE un MAE rezultāti ārpusparauga periodam, tāpat kā tabulā 3.15 zemākas vērtības ir izceltas treknrakstā un pilnās Eviews izdrukas redzamas 8. pielikumā. Apskatot ārpusparauga perioda prognožu apkopotos rezultātus, redzams, ka normālā sadaliņuma EGARCH (1,1) modelim ir izdevies sniegt visprecīzāko Bitcoin un Ripple datu prognozi, jo RMSE un MAE vērtības šiem modeļiem ir viszemākās. Ethereum ārpusparauga laika rindas vislabāko prognozi ir sniedzis stjudenta GARCH (1,1) modelis. Litecoin ienesīguma dinamiku šajā periodā vislabāk spēj attēlot GARCH (1,1) modelis, normālsadaliņuma modelim ir zemāka RMSE, bet stjudenta t sadaliņuma modelim ir zemāka MAE vērtība. Litecoin normāla sadaliņuma GARCH (1,1) modeļa TIC vērtība ir 0.909828, bet šī paša modeļa stjudenta t sadaliņuma TIC vērtība ir zemāka (0.870483). Tātad arī Litecoin ārpusparauga laika rindas vislabāko prognozi ir sniedzis stjudenta GARCH (1,1) modelis.

## 4. REZULTĀTI

Iepriekšējā nodaļā tika novērtēta un salīdzināta GARCH(1,1), TGARCH (1,1), EGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1, PGARCH (1,1) ar asimetrijas kārtu 1 modeļu spēja modelēt un prognozēt volatilitāti četrām lielākajām kriptovalūtām (Bitcoin, Litecoin, Ethereum un Ripple). Šajā nodaļā tiks apkopoti un uzskatāmā veidā attēloti galvenie pētījuma rezultāti, ar mērķi salīdzināt modeļu veikspēju starp pētījuma analizē iekļautajām kriptovalūtām.

4.1 tabula

**Kriptovalūtu GARCH tipa modeļu apkopojums (07.08.2015-07.03.2018)**

Sadalījums	N	St	N	St	N	St	N	St
Modelis	EGARCH	EGARCH	EGARCH	EGARCH	PGARCH	PGARCH	PGARCH	EGARCH
	BTC vidējā vērtības vienādojums		ETH vidējās vērtības vienādojums		LTC vidējā vērtības vienādojums		XRP vidējās vērtības vienādojums	
konstante	0.003005	0.003530	0.002367	0.001248	0.002537	0.000253	-0.002519	-0.003287
p-vērtība	0	0.0003	0.0659	0.3654	0	0.5	0.0384	0.0006
AR(1)	-0.470462	1.46643	-0.949007	-0.990224	0.013082	0.097238	-0.210027	-0.255144
p-vērtība	0	0	0	0	0.1892	0.9	0	0
AR(2)	-0.839986	-0.483509	-0.095595	-0.104968	-0.019786	0.047928	-0.078812	-0.098731
p-vērtība	0	0.0079	0.0065	0.0015	0.8971	0.85	0.0246	0.0014
AR (3)							0.137984	0.009222
p-vērtība							0.0000	0.7510
MA(1)	0.426036	-1.54704	0.908083	0.919670	-0.002745	-0.222701		
p-vērtība	0	0	0	0	0.8505	0.88		
MA(2)	0.834365	0.573635			-0.040725	-0.104470		
p-vērtība	0	0.0006			0.7954	0.88		
	BTC nosacītās dispersijas vienādojums		ETH nosacītās dispersijas vienādojums		LTC nosacītās dispersijas vienādojums		XRP nosacītās dispersijas vienādojums	
konstante	-0.632475	-0.271133	-0.860450	-0.774045	0.014784	0.000113	0.014501	-0.902421
p-vērtība	0	0	0	0	0.0002	0.4365	0.001	0
ARCH	0.421369	0.444018	0.76590	0.541922	0.049023	0.258860	0.386128	0.817842
p-vērtība	0	0.0002	0	0	0	0.0199	0	0
GARCH	0.007220	0.116108	0.025873	-0.000389	-0.945516	-0.329426	-0.268036	-0.138181
p-vērtība	0.0639	0.0183	0.02574	0.09925	0	0.0025	0	0.0839
EGARCH	0.949156	0.990365	0.905401	0.921138				0.895036
p-vērtība	0	0	0	0				0
PGARCH					0.940377	0.896490	0.589076	
p-vērtība					0	0	0	
PGARCH					0.182101	1.395101	0.935125	
p-vērtība					0.0119	0	0	
LL	1870.991	1987.657	1217.893	1267.573	1540.244	1855.95	1138.188	1304.296
AIC	-3.94908	-4.194394	-2.566052	-2.6693	-3.24548	-3.912937	-2.394884	-2.747181
SIR	-3.9028	-4.142972	-2.524914	-2.62302	-3.194058	-3.856373	-2.348605	-2.700901
HQIC	-3.93144	-4.174795	-2.550372	-2.65166	-3.22588	-3.891378	-2.377245	-2.729541
ARCH test	0.3974	0.095	0.4969	0.5121	0.8988	0.8226	0.5149	0.9799
RMSE	0.040872	0.041028	0.077453	0.077388	0.06084	0.059795	0.097201	0.096105
MAE	0.026149	0.025844	0.051784	0.052006	0.033345	0.033345	0.05419	0.054708

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Tabulā 4.1 ir apkopoti katras kriptovalūtas labākie GARCH saimes modeļi un to novērtējums. Kopumā redzams, ka visiem modeļiem ir veiksmīgi izdevies nomodelēt GARCH efektu, jo ARCH testa p-vērtība visiem modeļiem ir pārsniegusi 5% ticamības intervālu. Visu

kriptoalūtu modeļi, kas modelēti izmantojot stjuđenta t sadalījumu, ir pārāki par tāda paša tipa un kārtas modeli, kas modelēts, izmantojot normālo sadalījumu. Pie šāda secinājuma ir nonākuši arī citi pētnieki ( (Sun, u.c., 2014), (Peng, u.c., 2017)), apgalvojot, ka stjuđenta t sadalījums ir pietiekams, lai pilnībā atbilstu finanšu datu smagajām astēm. Tādejādi, šī pētījuma rezultāti papildina esošo zinātnisko literatūru, apstiprinot, ka kriptoalūtu volatilitātes kļūdu rinda neseko gausa sadalījumam un vērtīgāku modeli iespējams iegūt, pielietojot stjuđenta t sadalījumu. GARCH modelēšanā iespējams pielietot plaša spektra sadalījumu klāstu un, iespējams, kāds cits sadalījuma veids sniegtu vēl labākus modeļu novērtējumus.

Kā jau tika minēts, tiks salīdzināts četrus GARCH saimes modeļus (GARCH, TGARCH, EGARCH un PGARCH) novērtējums attiecībā uz spēju modelēt kriptoalūtu volatilitāti. Šī pētījuma rezultāti atklāj, ka sarežģītākie GARCH saimes modeļi EGARCH un PGARCH, kuros iekļauta asimetrijas ietekme uz finanšu laika rindu svārstīgumu, ir pārāki par GARCH un TGARCH modeļiem visām apskatītajām kriptoalūtām. Pētījumā iegūtie rezultāti ir saskaņā ar virkni pētījumu, kas apstiprina, ka finanšu datu modelēšanā piemērotāki ir GARCH modeļa paplašinājumi ( (Wiphatthanananthakula, u.c., 2010), (Chu, u.c., 2017), (Katsiampa, 2017), (Peng, u.c., 2017) u.c.). No novērtētajiem modeļiem Bitcoin un Ethereum volatilitāti vislabāk spēj modelēt EGARCH modeļi, Litecoin volatilitāti vislabāk spēj modelēt PGARCH modelis, savukārt, Ripple volatilitātes modelēšanā, izvēloties normālo sadalījumu, par vispiemērotāko modeli tika atzīts PGARCH, bet stjuđenta t sadalījumam EGARCH modelis. Salīdzinot modeļu prognozes novērtējumu parametrus, redzams, ka visprecīzākā prognoze ir Bitcoin.

Tālāk pētījumā tika novērtēta visu apskatīto modeļu prognozēšanas spēja. Modeļu prognoze tika vērtēta datu parauga perioda ietvaros un ārpus parauga periodam. Modeļi, kas spēja vislabāk prognozēt volatilitāti, apkopoti tabulā 4.2.

4.2 tabula

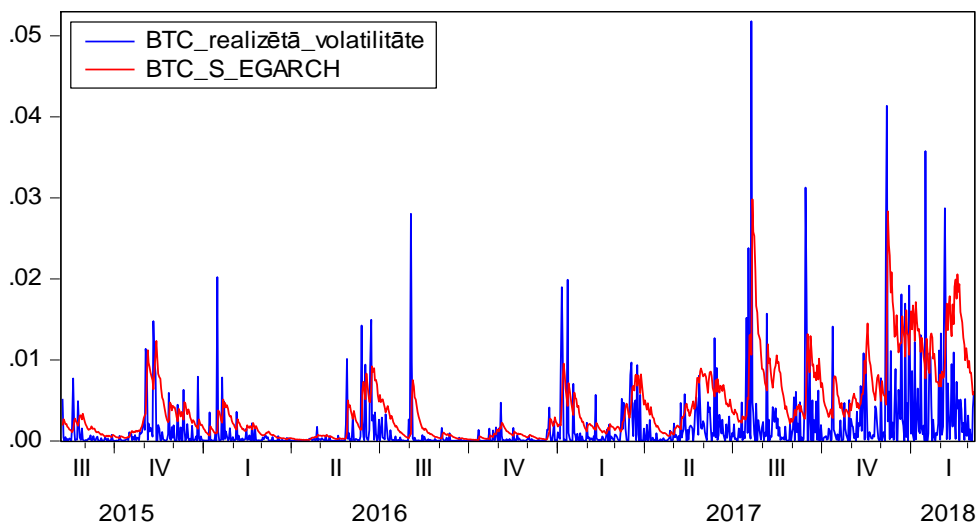
#### Labākie prognozes modeļi (parauga un ārpus parauga periodiem)

<b>Labākie parauga perioda prognozes modeļi</b>				
<b>Prognozes periods: 07.08.2015-07.03.2018</b>				
	<b>Bitcoin</b>	<b>Ethereum</b>	<b>Litecoin</b>	<b>Ripple</b>
Sadalījuma veids	Stjuđenta t sadalījums	Normālais sadalījums	Stjuđenta t sadalījums	Stjuđenta t sadalījums
Modeļa tips	EARCH (1,1) asimetrija 1	PGARCH (1,1) asimetrija 1	PGARCH (1,1) asimetrija 1	EARCH (1,1) asimetrija 1
<b>Labākie ārpus parauga perioda prognozes modeļi</b>				
<b>Prognozes periods: 08.03.2018-27.03.2018</b>				
	<b>Bitcoin</b>	<b>Ethereum</b>	<b>Litecoin</b>	<b>Ripple</b>
Sadalījuma veids	Normālais sadalījums	Stjuđenta t sadalījums	Stjuđenta t sadalījums	Normālais sadalījums
Modeļa tips	EARCH (1,1) asimetrija 1	GARCH (1,1)	GARCH (1,1)	EARCH (1,1) asimetrija 1

Avots: autores veidota tabula, (<https://www.cryptocompare.com>)

Aplūkojot tabulu 4.2, var secināt, ka labāko prognožu modeļi atkarībā no sadalījuma veida, modeļa tipa un perioda, katrai no kriptovalūtam atšķiras. Parauga perioda ietvaros Ripple un Bitcoin volatilitātes modelēšanā vislabākos prognozes rezultātus uzrāda stūdentā t sadalījuma EGARCH modeļi. Savukārt, Litecoin un Ethereum precīzāko prognozi sniedz PGARCH modeļi. Sākotnēji tika sagaidīts, ka tādi uzlabotie modeļi kā EGARCH un PGARCH pārspēs savu priekšteci GARCH modeli, jo šie sarežģītākie modeļi ņem vērā datu asimetrijas efekta klātbūtni, kas novērojama kriptovalūtu tirgū. Interesenti šķiet tas, ka ārpus parauga periodā labākā modeļa tips paliek nemainīgi tikai Bitcoin un Ripple, mainās vienīgi izvēlētais sadalījuma veids. Savukārt, precīzāko prognozi ārpus parauga periodam Ethereum un Litecoin sniedz stūdentā t sadalījuma GARCH modeļi. Šādas būtiskas izmaiņas varētu liecināt par modeļu neatbilstību un nestabilitāti. Sākotnēji tika paredzēts, ka labāku prognozi spēs sniegt modeļi, kas spēj uztvert asimetriju, taču GARCH modeļa pārākums liek domāt, ka vajadzētu apskatīt vēl kādus citus GARCH saimes modeļus vai apskatīt augstāku kārtu EGARCH un PGARCH modeļus, lai uzlabotu prognozi.

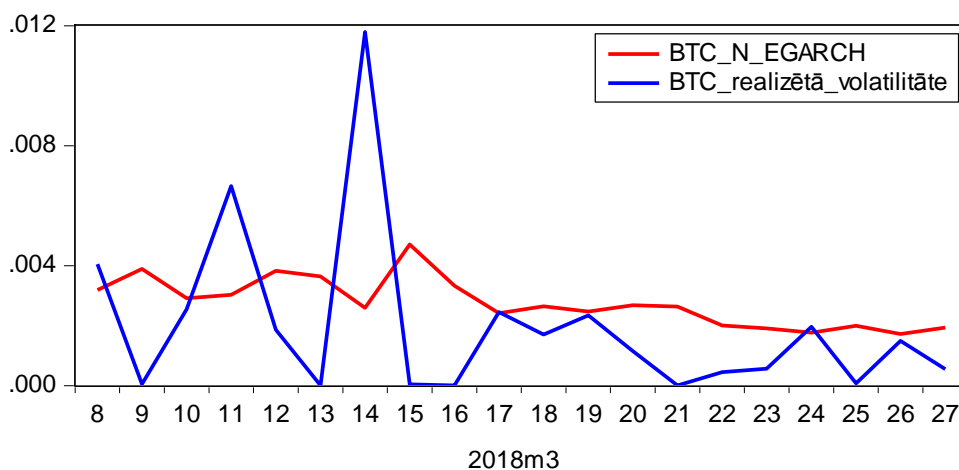
Tā kā faktisko volatilitāti nav iespējams nomodelēt, salīdzināšanas nolūkos tiks izmantota realizētā (*realized*) volatilitāte (ienesīguma laika rindas tiks kāpinātas kvadrātā). Labākie prognozes modeļi (parauga un ārpusparauga ietvaros), kas attēloti tabulā 4.2, grafiskā formā aplūkojami tālākajos attēlos.



4.1 att. Bitcoin realizētā un prognozētā volatilitāte (08.08.2016-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

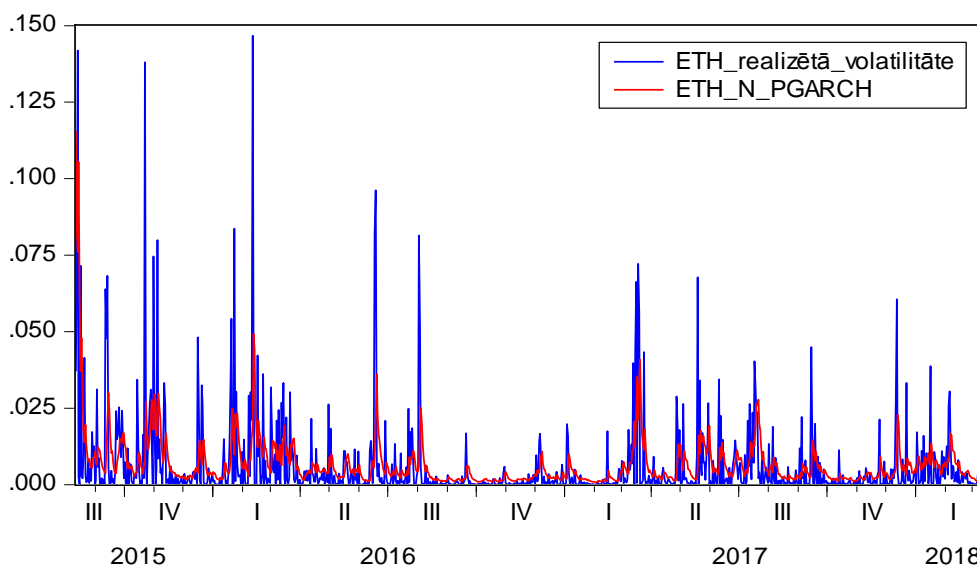
Attēlā 4.1 ar zilu attēlota Bitcoin realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot stūdentā sadalījuma EGARCH modeli. Kaut arī skaidri redzams, ka abas līknes pilnībā nepārklājas, tomēr viegli var pamanīt, ka kopējā attīstības tendence ir līdzīga. Var secināt, ka stūdentā t sadalījuma EGARCH (1,1) modelim ar asimetrijas kārtu 1 ir izdevies diezgan veiksmīgi attēlot Bitcoin realizēto volatilitāti laika periodā 8.08.2015 – 07.03.2018.



4.2 att. Bitcoin realizētā un prognozētā volatilitāte (08.03.2018-27.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Attēlā 4.2 ar zilu attēlota 20 dienu Bitcoin realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot normālsadalījuma EGARCH modeli. Grafikā labi redzams, ka realizētā volatilitāte ir svārstīgāka nekā modeļa prognoze, turklāt perioda pirmajā pusē gan modeļa, gan realizētais svārstīgums ir augstāks, bet otrajā pusē – zemāks.

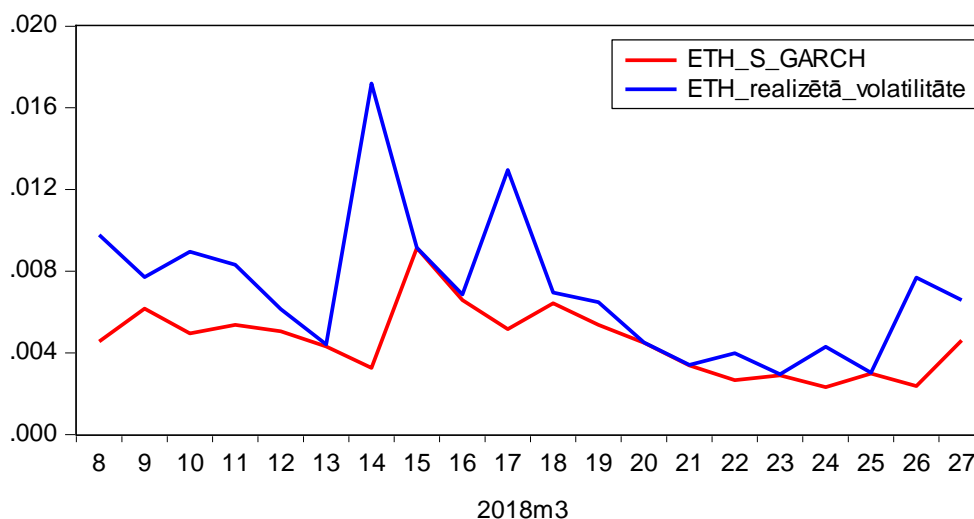


4.3 att. Ethereum realizētā un prognozētā volatilitāte (08.08.2016-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Attēlā 4.3 ar zilu attēlota Ethereum realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot normālsadalījuma PGARCH modeli. Redzams, ka prognozētās un realizētās volatilitātes svārstībām ir līdzīga tendences, tomēr svārstību amplitūda PGARCH modelī visā periodā ir zemāka par realizēto volatilitāti. Lielākas svārstības novērojamas perioda sākumā, jo Ethereum ir jaunākā no visām kriptovalūtām, un jauni tirgi sākotnēji mēdz būt nestabili, tomēr ar laiku svārstību amplitūda mazinās, un tirgus kļūst stabilāks. Tādēļ būtu vēlams atkārtot pētījumu, sāšinos pētījuma periodu, iekļaujot tikai to periodu, kad tirgus jau ir salīdzinoši

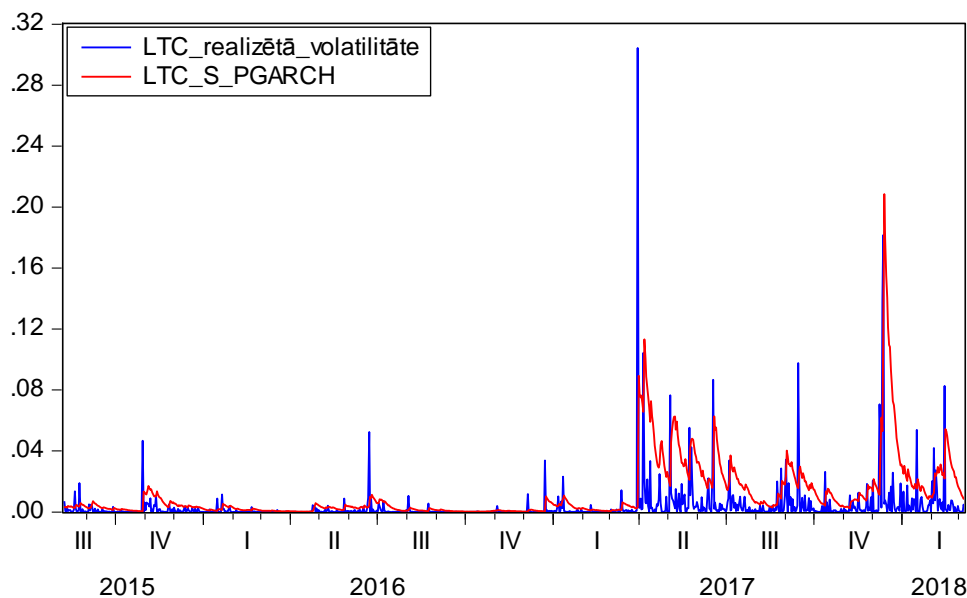
nostabilizējies, tā rezultātā būtu iespējams uzlabot modeļa novērtējumu un iegūt precīzāku prognozi. Turklāt redzams arī tas, ka izvēlētā PGARCH modeļa snieguma precizitāte perioda beigās ir augstāka nekā perioda sākuma, kas liecina, ka modeļa prognozēšanas spēja ar laiku ir uzlabojusies.



4.4 att. Ethereum realizētā un prognozētā volatilitāte (08.03.2018-27.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Attēlā 4.4 ar zilu attēlota 20 dienu Ethereum realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot stūdentu sadalījuma GARCH modeli. Ethereum realizētās volatilitātes svārstību amplitūda ir lielāka nekā GARCH modeļa prognoze.

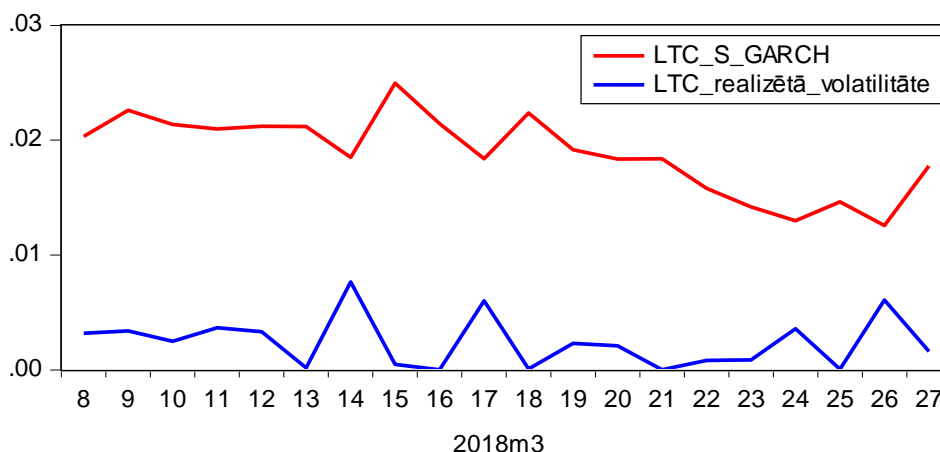


4.5 att. Litecoin realizētā un prognozētā volatilitāte (08.08.2016-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Attēlā 4.5 ar zilu attēlota Litecoin realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot stūdentu sadalījuma PGARCH modeli. Redzams, ka volatilitātes svārstības līdz 2017. gada vidum ir relatīvi mierīgas, bet atlikušajā periodā svārstības ir bijušas daudz

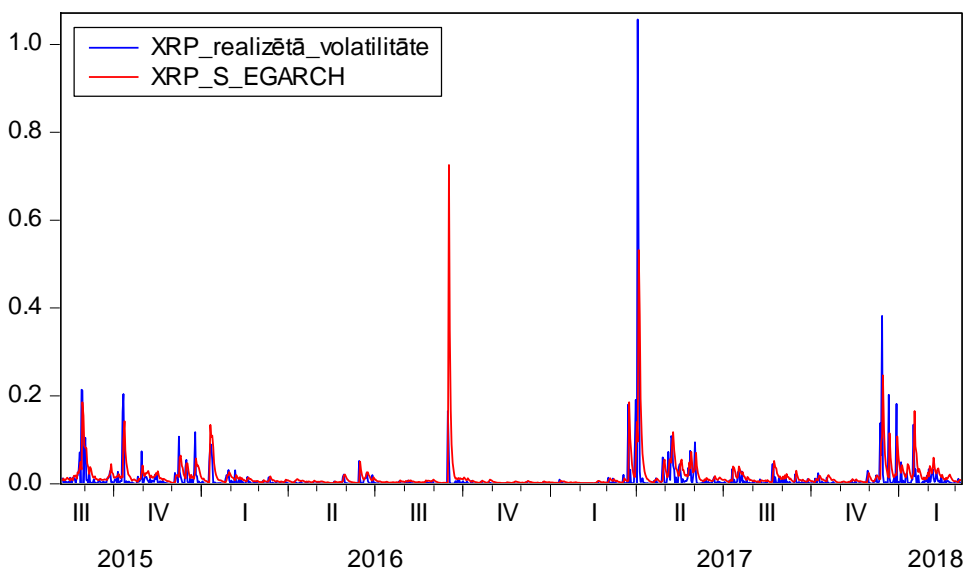
izteiktākas. Kopumā modelēta PGARCH modeļa laika rindas tendence ir līdzīga un samērā labi spēj attēlot svārstību procesu apskatītajā periodā.



4.6 att. Litecoin realizētā un prognozētā volatilitāte (08.03.2018-27.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

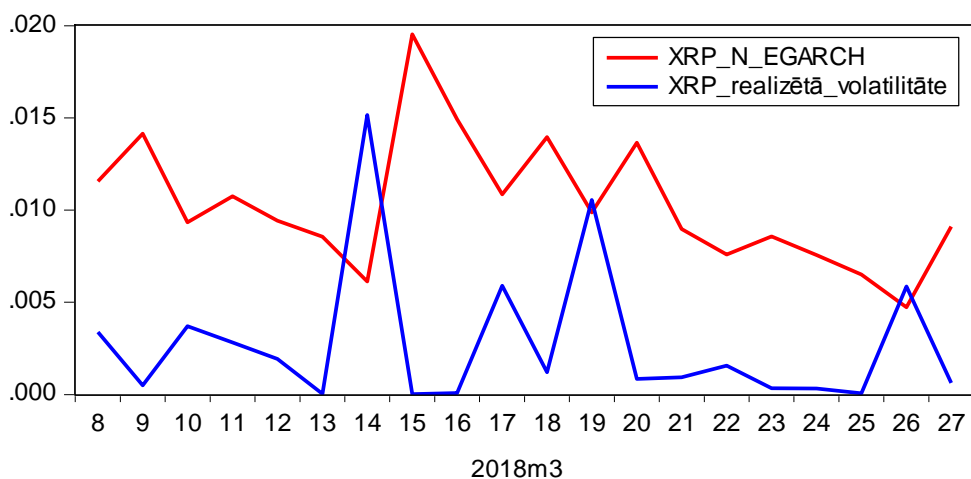
Attēlā 4.6 ar zilu attēlota 20 dienu Litecoin realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot stjudenta sadalījuma GARCH modeli. GARCH modeļa sniegtā prognoze ir lielāka par realizētos volatilitāti, tomēr svārstību amplitūda un tendence ir līdzīga.



4.7 att. Ripple realizētā un prognozētā volatilitāte (08.08.2016-27.03.2017)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Attēlā 4.7 ar zilu attēlota Ripple realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot stjudenta sadalījuma EGARCH modeli. Attēlā var redzēt, ka atsevišķos brīžos modelis ir sniedzis ievērojami augstāku volatilitātes vērtību, kā tas bijis patiesībā, un otrādi. Tomēr kopumā Ripple EGARCH modeļa svārstību attīstība ir līdzīga, kaut arī tā pilnīgi nepārklājas ar realizēto volatilitāti.



4.8 att. Ripple realizētā un prognozētā volatilitāte (08.08.2016-07.03.2018)

Avots: autores veidots, (<https://www.cryptocompare.com>)

Attēlā 4.8 ar zilu attēlota 20 dienu Ripple realizētā volatilitāte un ar sarkanu - prognozētā, izmantojot stūdentu sadalījuma EGARCH modeli. Grafikā labi redzams, ka realizētajai volatilitātei pārsvarā ir novērojams zemāks svārstīgums.

## SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI

### Secinājumi

1. Volatilitāte ir svarīga jebkura finanšu aktīva sastāvdaļa, kas nosaka aktīva vērtības izmaiņu lielumu un attēlo investora risku. Īpaši augsta volatilitāte ir viena no pazīmēm, kas atšķir kriptovalūtas no citiem aktīviem. Ņemot vērā, ka kriptovalūtu cena ir ļoti svārstīga, kriptovalūtas vairāk tiek izmantots kā spekulatīvs investīciju rīks nevis apmaiņas līdzeklis.
2. Kriptovalūtu industrija joprojām ir sākumstadijā un masveida adaptācija vēl nav notikusi. Literatūras analīze rāda, ka kriptovalūtas varētu kļūt par finanšu pasaules nākotni, kas būtiski ietekmēs ne tikai dažādu valstu un uzņēmumu tirdzniecības praksi, bet arī starptautisko attiecību dinamiku, tomēr pastāv arī cits viedoklis, kas kategoriski noliedz iespēju, ka kriptovalūtas spēs radikāli ietekmēt uzņēmumu līdzšinējo darbību, un uzskata, ka kriptovalūtas ir tikai finanšu burbulis, kas drīz plīsīs.
3. Kriptovalūtu decentralizācija, darījumu anonimitāte un maksājumu neatgriezeniskums piedāvā ne tikai daudz priekšrocību, bet arī veicina kibernoziegumus un nelegālu darbību. Negatīvie aspekti ir piesaistījuši plašu starptautisku organizāciju un dažādu valstu valdību uzmanību. Šie apstākļi pastiprina kriptovalūtu cenu svārstīgumu un destabilizē tirgu kopumā, kas raisa bažas par kriptovalūtu attīstības perspektīvām nākotnē.
4. Pēc tirgus kapitalizācijas lielākās kriptovalūtas ir Bitcoin, Litecoin, Ethereum un Ripple. 2017. gadā nogalē visām kriptovalūtām tika novērots neredzēti straujš vērtības pieaugums, līdz pat 9000% gadā. Straujajam vērtības pieaugumam sekoja tikpat straujš kritums, kā rezultātā kriptovalūtas pāris dienu laikā zaudēja vairāk kā pusi savas vērtības. Šādas impulsīvas cenu svārstības liecina par īpaši augstu volatilitāti kriptovalūtu tirgū.
5. Lai novērtētu finanšu datu volatilitāti, pētnieki visbiežāk izmanto autoregresīvo nosacītās heteroskedisticitātes (ARCH) modeli un tā modifikācijas, tai skaitā GARCH, TGARCH, EGARCH un PGARCH modeļus. Atkarībā no modeļa specifikācijas, šie modeļi spēj izskaidrot daudzas finanšu datiem raksturīgas īpašības: izteikts ekscesa koeficients, svārstīguma klāsterēšanās un sviras efekts.
6. Stjūdentu  $t$  sadalījuma izmantošana GARCH tipa modeļos būtiski uzlaboja informācijas kritēriju novērtējumu visu četru kriptovalūtu modeļos, tomēr, attiecībā uz prognozes novērtējumu, stjūdentu  $t$  sadalījuma modeļi ne vienmēr spēja pārspēt modeļus, kas veidoti izmantojot normālsadalījumu.

7. No aplūkotajiem GARCH tipa modeļiem Bitcoin un Ripple volatilitāti vislabāk modelē un prognozē EGARCH (1,1) modelis ar asimetrijas kārtu 1. Stjudenta sadalījuma modelis sniedz labāku modeļa novērtējumu un prognozi parauga periodam, bet normālsadalījuma modelis – precīzāku prognozi ārpusparauga periodam. EGARCH modeļu pārākums norāda, ka šo kriptovalūtu volatilitātēm raksturīgi eksponenciāli sviras efekti.
8. No aplūkotajiem GARCH tipa modeļiem Litecoin volatilitāti vislabāk modelē un parauga ietvaros prognozē stjudenta  $t$  sadalījuma PGARCH(1,1) modelis ar asimetrijas kārtu 1, bet labāku ārpusparauga prognozi attēlo stjudenta  $t$  sadalījuma GARCH (1,1) modelis. GARCH modelis uztver volatilitātes klāsterēšanos, bet PGARCH modelis spēj uztvert arī sviras efekta esamību. GARCH modeļa pārākums ārpusparauga periodā varētu liecināt par PGARCH (1,1) modeļa neatbilstību un nestabilitāti.
9. No aplūkotajiem GARCH tipa modeļiem Ethereum volatilitāti vislabāk modelē stjudenta  $t$  sadalījuma EGARCH(1,1) modelis ar asimetrijas kārtu 1, labāku parauga perioda prognozi attēlo normālā sadalījuma PGARCH (1,1) modelis ar asimetrijas kārtu 1, bet labāko ārpusparauga perioda prognozi sniedz GARCH (1,1) modelis. Šādas būtiskas izmaiņas varētu liecināt par to, ka neviens no šajā darbā apskatītajiem Ethereum modeļiem analizētajā periodā nav pietiekami noturīgs un stabils, lai būtu pārliecinoši pārāks par citiem.

### **Priekšlikumi**

1. Kriptovalūtas atšķiras no citiem finanšu tirgus aktīviem un tādējādi tās var būt noderīgas investīciju portfeļu projektēšanā. Šajā darbā iegūtie rezultāti var palīdzēt investoriem pieņemt uz informāciju un analīzi balstītus lēmumus. Kriptovalūtu investori modeļu rezultātus var izmantot investīciju stratēģiju izstrādē, lai novērtētu kriptovalūtu volatilitāti un potenciālos draudus, kā arī pielietot risku diversificēšanā.
2. Ekonomikas pētnieki var pārbaudīt izvēlēto modeļu noturību, aplūkojot augstāku kārtu GARCH saimes modeļus, kā arī atkārtot pētījumu, pielietojot citus kļūdu sadalījuma veidus; aplūkojot citas GARCH saimes modeļu modifikācijas, kas netika apskatītas šajā darbā; papildinot darbā iegūtos modeļus ar dažādiem kriptovalūtu cenu ietekmējošiem ekonomiskos rādītājiem, lai uzlabotu modeļu novērtējumu un prognozēšanas spēju.
3. Valstu valdībām un politikas veidotājiem šajā darbā veiktā analīze varētu palīdzēt izprast kriptovalūtas volatilitāti, un tādā veidā varētu tikt veicināta likumu un noteikumu izstrāde, lai regulētu un atvieglotu kriptovalūtu lietošanu dažādās pasaules ekonomikās.

## IZMANTOTĀ LITERATŪRA UN AVOTI

### Zinātniskā literatūra un pētījumi:

1. **Andersen, Torben G un Bollerslev, Tim. 1998.** *etsche mark–dollar volatility: intraday activity patterns, macroeconomic announcements, and longer run dependencies.* bez viet. : the Journal of Finance, 53(1),219-256, 1998.
2. **Andrychowicz, Marcin, u.c. 2014.** *Fair Two-Party Computations via Bitcoin Deposits.* bez viet. : Proceedings of international conference on financial cryptography and data security (pp. 105–121). Springer, 2014.
3. **Ané, Thierry. 2006.** *An analysis of the flexibility of Asymmetric Power GARCH models.* bez viet. : Computational Statistics & Data Analysis 51, 1293 – 1311, 2006.
4. **Arowolo, W.B. 2013.** *Predicting Stock Prices Returns Using Garch Model.* s.l. : The International Journal Of Engineering And Science (IJES), 2013
5. **Baumann, Jeremy un Lesoismier, Anthony. 2017.** *CRYPTOCURRENCIES OUTLOOK 2018.* bez viet. : SwissBorg, 2017.
6. **Baur, Dirk G, Hong, KiHoon un Lee, Adrian D. 2017.** *Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets?* bez viet. : J. Int. Financ. Markets Inst. Money, 2017.
7. **Bollerslev, Tim un Wooldridge, Jeffrey M. 1992.** *QUASI-MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATION AND INFERENCE IN DYNAMIC MODELS WITH TIME-VARYING COVARIANCES.* bez viet. : Econometric Reviews, Volume 11, Issue 2, 1992.
8. **Bollerslev, Tim. 1986.** *Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.* bez viet. : Journal of Econometrics 31 (1986) 307-327. North-Holland, 1986.
9. **Bouoiyour, Jamal un Selmi, Refk. 2015.** *Bitcoin Price: Is it really that New Round of Volatility can be on way?* bez viet. : MPRA Paper No. 65580, posted 14. July 2015 13:19 UTC, 2015.
10. —. **2015.** *What Does Bitcoin Look Like?* bez viet. : Annals of Economics and Finance 16 449-492, 2015.
11. **Bouoiyour, Jamal, u.c. 2016.** *What drives bitcoin price?* bez viet. : Economics Bulletin, Volume 36, Issue 2,, 2016.
12. **Bouri, Elie, Azzi, Georges un Dyhrberg, Anne Haubo. 2017.** *On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013.* bez viet. : Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal, 11 (2017-2): 1—16. <http://dx.doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2017-2>, 2017.

13. **Bouri, Elie, u.c. 2017.** *Bitcoin for energy commodities before and after the December 2013 crash: Diversifier, hedge or safe haven?* bez viet. : Finance Research Letters, Volume 20, 192-198, 2017.
14. **Brière, Marie, Oosterlinck, Kim un Szafarz, Ariane. 2015.** *Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with bitcoin.* bez viet. : Journal of Asset Management November 2015, Volume 16, Issue 6, pp 365–373, 2015.
15. **Brooks, Chris. 2014.** *Introductory Econometrics for Finance (3rd ed.).* Cambridge : Cambridge University Press, 2014.
16. **Brownlees, Christian, Engle, Robert un Kelly, Bryan. 2011/12.** *A Practical Guide to Volatility Forecasting through calm and storm.* bez viet. : The Journal of Risk (3–22) Volume 14/Number 2, 2011/12.
17. **Burnham, Kenneth P. un Anderson, David R. 2004.** *Multimodel inference : Understanding AIC and BIC in model selection.* bez viet. : Sociological Methods & Research, vol. 33, 2: pp. 261-304., 2004.
18. **Cermak, Vavrinec. 2017.** *Can Bitcoin Become a Viable Alternative to Fiat Currencies? An empirical analysis of Bitcoin's volatility based on a GARCH model.* NY : Skidmore College, 2017.
19. **Chan, Stephen, u.c. 2017.** *A Statistical Analysis of Cryptocurrencies.* bez viet. : Journal of Risk Financial Management 10: 12. doi:10.3390/jrfm10020012., 2017.
20. **Chen, Shi, u.c. 2016.** *A first econometric analysis of the CRIX family.* bez viet. : SFB ECONOMIC RISK BERLIN 649 Discussion Paper 2016-031, 2016.
21. **Chen, Shiyi, Härdle, Wolfgang K un Jeong, Kiho. 2009.** *Forecasting volatility with support vector machine- based GARCH model.* bez viet. : Journal of Forecasting, Volume 29, Issue 4, Pages (406–433), 2009.
22. **Chen, Yung-Shun un Wang, Shiu-Tung. 2004.** *The empirical evidence of the leverage effect on volatility in international bulk shipping market.* bez viet. : Maritime Policy & Management, 31:2, 109-124, 2004.
23. **Chu, Jeffrey, u.c. 2017.** *GARCH Modelling of Cryptocurrencies.* bez viet. : Journal of Risk and Financial Management 2017, 10(4), 17; doi:10.3390/jrfm10040017, 2017.
24. **Ciaian, Pavel, Rajcaniova, Miroslava un Kancs, d`Artis. 2016.** *The digital agenda of virtual currencies: Can BitCoin become a global currency?* bez viet. : Springerlink, 2016.
25. **Clark, Peter. K. 1973.** *A Subordinated Stochastic Process Model with Finite Variance for Speculative Prices.* bez viet. : Econometrica, Vol. 41, No. 1, pp. 135-155, 1973.
26. **Corbet, Shaen, u.c. 2018.** *Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets.* bez viet. : Economics Letters 165 (2018) 28–34, 2018.

27. **Darlington III, James K. 2014.** *The Future of Bitcoin: Mapping the Global Adoption of World's Largest Cryptocurrency Through Benefit Analy.* bez viet. : University of Tennessee, 2014.
28. **Diebold, Francis X un Mariano, Roberto S. 1995.** *Comparing Predictive Accuracy.* bez viet. : Journal of Business and Economic Statistics, 13, 253-265, 1995.
29. **Ding, Zhuixin, Granger, Clive W. J. un Engle, Robert F. 1993.** *A long memory property of stock market returns and a new model.* bez viet. : Journal of Empirical Finance 1 (1993) 83-106. North-Holland , 1993.
30. **Dyhrberg, Anne H. 2015.** *Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis.* bez viet. : Finance Research Letters 16 (2016) 85–92, 2015.
31. **Dyhrberg, Anne Haubo. 2015.** *Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold?* bez viet. : Finance Research Letters 16 (2016) 139–144, 2015.
32. **Easley, David, López de Prado, Marcos M un O'Hara, Maureen. 2012.** *The volume clock: Insights into the high-frequency paradigm.* bez viet. : The Journal of Portfolio Management, 39(1), 19–29., 2012.
33. **Easley, David, O'Hara, Maureen un Basu, Soumya. 2017.** *From mining to markets: The evolution of Bitcoin Transaction Fees.* 2017.
34. **Engel, Robert F un Bollerslev, Tim. 1986.** *Modelling the persistence of conditional variances.* bez viet. : Econometric Reviews, Volume 5, 1986 - Issue 1, 1986.
35. **Engle, Robert F. 1982.** *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation.* bez viet. : Econometrica. 50 (4): 987–1007. JSTOR 1912773, 1982.
36. **Fišer, Pavel. 2015.** *Econometric Analysis of Bitcoin and its 2013 Bubbles.* Prague : Charles University, 2015.
37. **Folkinshteyn, Daniel un Lennon, Mark M. 2015.** *The Bitcoin Mirage: An Oasis of Financial Remittance.* bez viet. : J Strateg Int Stud 10:118-124, 2015.
38. **Foscolo, Enrico. 2012.** *Analysis of Financial Time Series with EViews.* 2012.
39. **Franses, Philip H. un Dijk, Dick V. 2000.** *Nonlinear Time Series Models in Empirical Finance.* bez viet. : Cambridge University Press, 2000.
40. **Gavrishchaka, Valeriy V un Banerjee, Supriya. 2006.** *Support vector machine as an efficient framework for stock market volatility forecasting.* bez viet. : Computational Management Science, Volume 3, Issue 2, pp 147–160, 2006.
41. **Gavrishchaka, Valeriy V un Ganguli, Supriya B. 2003.** *Volatility forecasting from multiscale and high-dimensional market data.* bez viet. : Volume 55, Issues 1–2, September 2003, Pages 285-305, 2003.

42. **Glaser, Florian, u.c. 2014.** *BITCOIN - ASSET OR CURRENCY? REVEALING USERS' HIDDEN INTENTIONS*. Tel Aviv : Twenty Second European Conference on Information Systems, 2014.
43. **Hanley, Brian P. 2015.** *The False Premises and Promises of Bitcoin*. bez viet. : Cornell University Library, 2015.
44. **Hansen, Peter R un Lunde, Asger. 2004.** *A forecast comparison of volatility models: does anything beat a garch (1, 1)?* bez viet. : Brown Univ. Economics Working Paper No. 01-04, 2004.
45. **Huhtinen, Timo-Pekka. 2014.** *Bitcoin as a monetary system: Examining attention and attendance*. bez viet. : Aalto University, 2014.
46. **Hyndman, Rob J. un Koehler, Anne B. 2006.** *Another look at measures of forecast accuracy*. bez viet. : International Journal of Forecasting 22 (4): 679-688, 2006.
47. **IMF Staff Team. 2016.** *Virtual Currencies and Beyond: Initial Considerations*. bez viet. : IMF, 2016.
48. **Javed, Farrukh un Mantalos, Panagiotis. 2013.** *GARCH-Type models and Performance of Information Criteria*. bez viet. : Communications in Statistics - Simulation and Computation, Volume 42, Issue 8, 2013.
49. **Katsiampa, Paraskevi. 2017.** *Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models*. bez viet. : Economics Letters 158 (2017) 3–6, 2017.
50. **Kristoufek, Ladislav. 2013.** *BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era*. bez viet. : Scientific Reports, 2013.
51. —. **2015.** *What are the main drivers of the bitcoin price? Evidence from Wavelet Coherence Analysis*. bez viet. : PLoS ONE 10(4): e0123923. doi:10.1371/journal.pone.0123923, 2015.
52. **Kubat, Max. 2015.** *Virtual currency bitcoin in the scope of money definition and store of value*. bez viet. : Procedia Economics and Finance 30 ( 2015 ) 409 – 416, 2015.
53. **Li, Xin un A, Wang Chong. 2016.** *The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin*. 2016.
54. **Luthekepohl, Helmut un Kratzig, Markus. 2004.** *Applied Time Series Econometrics*. New York : Cambridge University Press, 2004.
55. **Luther, William J un White, Lawrence H. 2014.** *Can Bitcoin Become a Major Currency?* bez viet. : GMU working paper in economics No. 14–17, George Mason University, 2014.

56. **Mandelbrot, Benoit. 1963.** *The Variation of Certain Speculative Prices.* bez viet. : The Journal of Business 36, No. 4, 394-419, 1963.
57. **Mandelbrot, Benoit un Taylor, Howard M. 1967.** *On the Distribution of Stock Price Differences.* bez viet. : Operations Research, Vol. 15, No. 6, pp. 1057-1062, 1967.
58. **Mankiw, N. Gregory. 2009.** *MACROECONOMICS, Seventh Edition.* New York : Worth Publisher, 2009.
59. **Nakamoto, Satoshi. 2008.** *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System.* 2008.
60. **Nelson, Daniel B. 1991.** *Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach.* bez viet. : Econometrica Vol. 59, No. 2, pp 374-370, 1991.
61. **Paelstrand, Erik un Rlstrand, Otto R. 2015.** *Explaining the market price of Bitcoin and other Cryptocurrencies with Statistical Analysis.* Stockholm : Kungliga Tekniska Högskolan, 2015.
62. **PediaPress. 2009.** *Financial Derivatives.* bez viet. : PediaPress, 2009.
63. **Peng, Yaohao, u.c. 2017.** *The best of two worlds: Forecasting high frequency volatility for cryptocurrencies and traditional currencies with Support Vector Regression.* bez viet. : Expert Systems With Applications 97 (2018) 177–192, 2017.
64. **Plassaras, Nicholas A. 2013.** *Regulating Digital Currencies: Bringing Bitcoin within the Reach of the IMF.* bez viet. : Chicago Journal of International Law, Volume 14 | Number 1 Article 12, 2013.
65. **Reboredo, Juan C., Matías, Jose M. un Garcia-Rubio, Raquel. 2012.** *Nonlinearity in Forecasting of High-Frequency Stock Returns.* bez viet. : Computational Economics, Volume 40, Issue 3, pp 245-264, 2012.
66. **Rosenfeld, Meni. 2014.** *Analysis of hashrate-based double-spending.* bez viet. : arXiv:1402.2009v1 [cs.CR] 9 Feb 2014, 2014.
67. **Sahoo, Pradipta K. 2017.** *Bitcoin as digital money: Its growth and future sustainability.* bez viet. : Theoretical and Applied Economics Volume XXIV (2017), No. 4(613), Winter, pp. 53-64, 2017.
68. **Sapuric, Svetlana un Kokkinaki, Angelika. 2014.** *Bitcoin is volatile! Isn't that right?* Berlin : Springer, 2014. lpp. 255–65, Business Information SystemsWorkshops, Lecture Notes in Business Information Processing.
69. **Shibata, Ritei. 1976.** *Selection of the Order of an Autoregressive Model by Akaike's Information.* bez viet. : Oxford University Press on behalf of Biometrika Trust, Vol. 63, No. 1, pp. 117-126, 1976.
70. **Sjo, Bo. 2011.** *ESTIMATION AND TESTING FOR ARCH AND GARCH: Modelling the volatility of the Electrolux stock.* 2011.

71. **Sovbetov, Yhlas. 2018.** *Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero.* bez viet. : Journal of Economics and Financial Analysis, Vol:2, No:2 (2018) 1-27, 2018.
72. **Strong, Norman. 1992.** *MODELLING ABNORMAL RETURNS: A REVIEW ARTICLE.* bez viet. : Journal of Business Finance & Accounting Volume19, Issue4, 1992.
73. **Sun, Pengfei un Zhou, Chen. 2014.** *Diagnosing the distribution of garch innovations.* bez viet. : Journal of Empirical Finance Volume 29, Pages 287-303, 2014.
74. **Szetela, Beata, Mentel, Grzegorz un Gedek, Stanislav. 2016.** *Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? Finance and Selected Global Currencies.* bez viet. : DYNAMIC ECONOMETRIC MODELS Vol. 16 (2016) 133–144, 2016.
75. **Šurda, Peter. 2012.** *Economics of Bitcoin: is Bitcoin an alternative to fiat currencies and gold?* Vienna : WU Vienna University of Economics and Business, 2012.
76. **Taylor, Stephen J. 1986.** *Modelling Financial Time Series.* Chinchester : John Wiley and Sons Ltd, 1986.
77. **Urquhart, Andrew. 2017.** *The Volatility of Bitcoin.* bez viet. : SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2921082> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2921082>, 2017.
78. **Val, Falvio de Fereitas, Pinto, Antoino C. F. un Kiozie, Marceio C. 2015.** *Volatility and Return Forecasting with High-Frequency and GARCH Models: Evidence for the Brazilian Market.* bez viet. : R. Cont. Fin. – USP, São Paulo, v. 25, n. 65, p. 189-201, 2015.
79. **Van Renterghem, Jasper un De Meerleer, Wouter. 2017.** *From Bits To Coins: Price Formation Of Bitcoin.* bez viet. : University of Ghent, 2017.
80. **Velde, François R. 2013.** *Bitcoin: A primer.* Chicago : THE FEDERAL RESERVE BANK OF CHICAGO, Essays on Issues, Number 317, 2013.
81. **Williams, Mark T. 2014.** *Virtual Currencies – Bitcoin Risk.* Washington, DC. : Paper presented at the world bank conference, 2014.
82. **Wiphatthanananthakula, Chatayan, Sriboonchitta un Songsak. 2010.** *The Comparison among ARMA-GARCH, -EGARCH, -GJR, and -PGARCH models on Thailand Volatility Index .* bez viet. : The Thailand Econometrics Society, Vol. 2, No. 2, 140 - 148, 2010.
83. **Wong, Wee S, Silva, Dante D un Saerbeck, Dennis. 2018.** *Cryptocurrency: A new investment opportunity? An investigation of the hedging capability of cryptocurrencies and their influence on stock, bond and gold portfolios.* bez viet. : SSRN, 2018.
84. **Yermack, David. 2013.** *Bitcoin a real currency? An economic appraisal.* bez viet. : NBER WORKING PAPER SERIES, 2013.

85. **Zakoian, Jean M. 1994.** *Threshold heteroskedastic models.* bez viet. : Journal of Economic Dynamics and Control Volume 18, Issue 5, Pages 931-955, 1994.
86. **Zivot, Eric. 2008.** *Practical Issues in the Analysis of Univariate GARCH Models.* 2008.

#### **Datubāzes:**

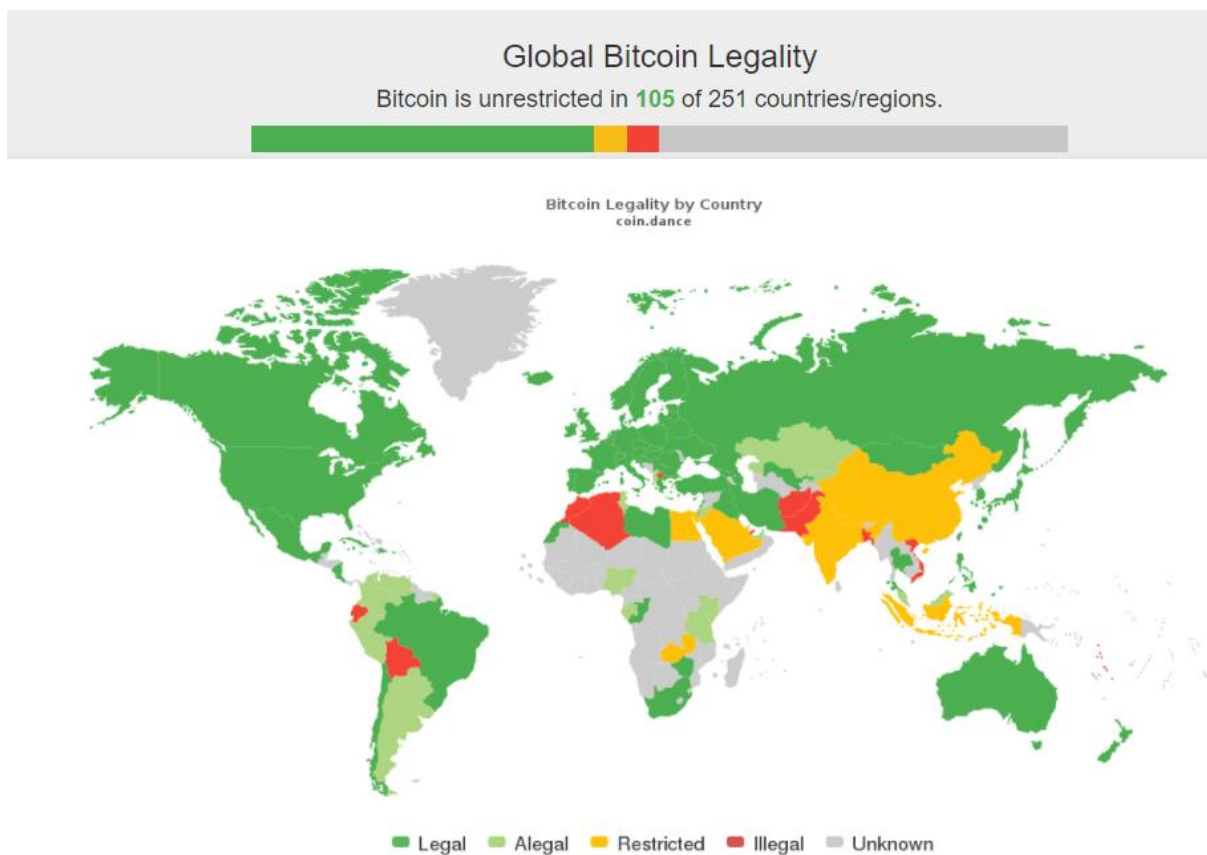
1. **coinmarketcap.com.** Market capitalization. *coinmarketcap.com.* [Tiešsaiste] [Citēts: 2018. gada 9. Marts.] <https://coinmarketcap.com/>.
2. **cryptocompare.com.** Prices. *cryptocompare.com* [Tiešsaiste] [Citēts: 2018. gada 12. Marts.] <https://www.cryptocompare.com>

#### **Interneta avoti:**

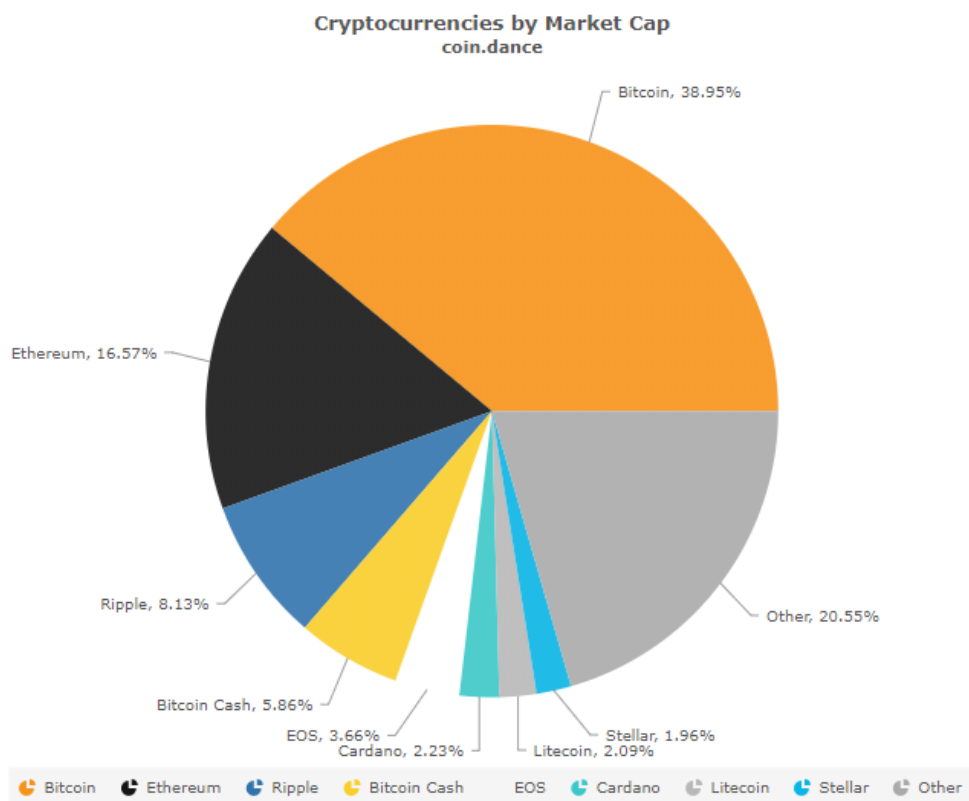
1. **Bitcoin 2040. 2017.** Bitcoin 2040. Global, Decentralized and Unstoppable. *A Historical Look at the Price of Bitcoin.* [Tiešsaiste] 2017. gada 30. Septembris. [Citēts: 2018. gada 30. Aprīlis.] <http://www.bitcoin2040.com/bitcoin-price-history/>.
2. **Community-driven statistics and services.** CoinDance. *CoinDance.* [Tiešsaiste] [Citēts: 2018. gada 30. Aprīlis.] <https://coin.dance/>.
3. **en.bitcoin.it.** Confirmation. *bitcoinwiki.* [Tiešsaiste] [Citēts: 2018. gada 9. Marts.] <https://en.bitcoin.it/wiki/Confirmation>.
4. **INVESTOPEDIA.** Volatility. *investopedia.com.* [Tiešsaiste] [Citēts: 2018. gada 21. Marts.] <https://www.investopedia.com/terms/v/volatility.asp>.
5. **Satran, Richard. 2013.** How Did Bitcoin Become a Real Currency? [Tiešsaiste] U.S. News & World report, 2013. gada. [Citēts: 2018. gada 18. marts.] <https://money.usnews.com/money/personal-finance/articles/2013/05/15/how-did-bitcoin-become-a-real-currency>.

# PIELIKUMI

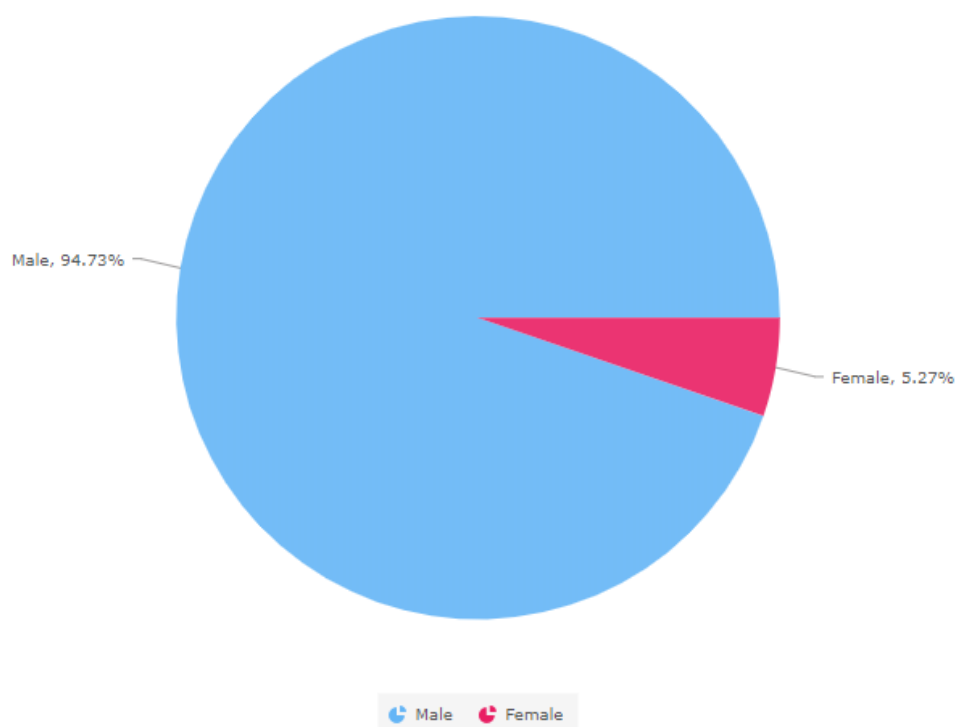
## 1. Pielikums. Kriptovalūtu juridiskā statusa globālā karte



2. pielikums. Statistikas apkopojums par kriptovalūtu tirgus sadali un kriptovalūtu lietotāju iesaisti atkarībā no lietotāja dzimuma

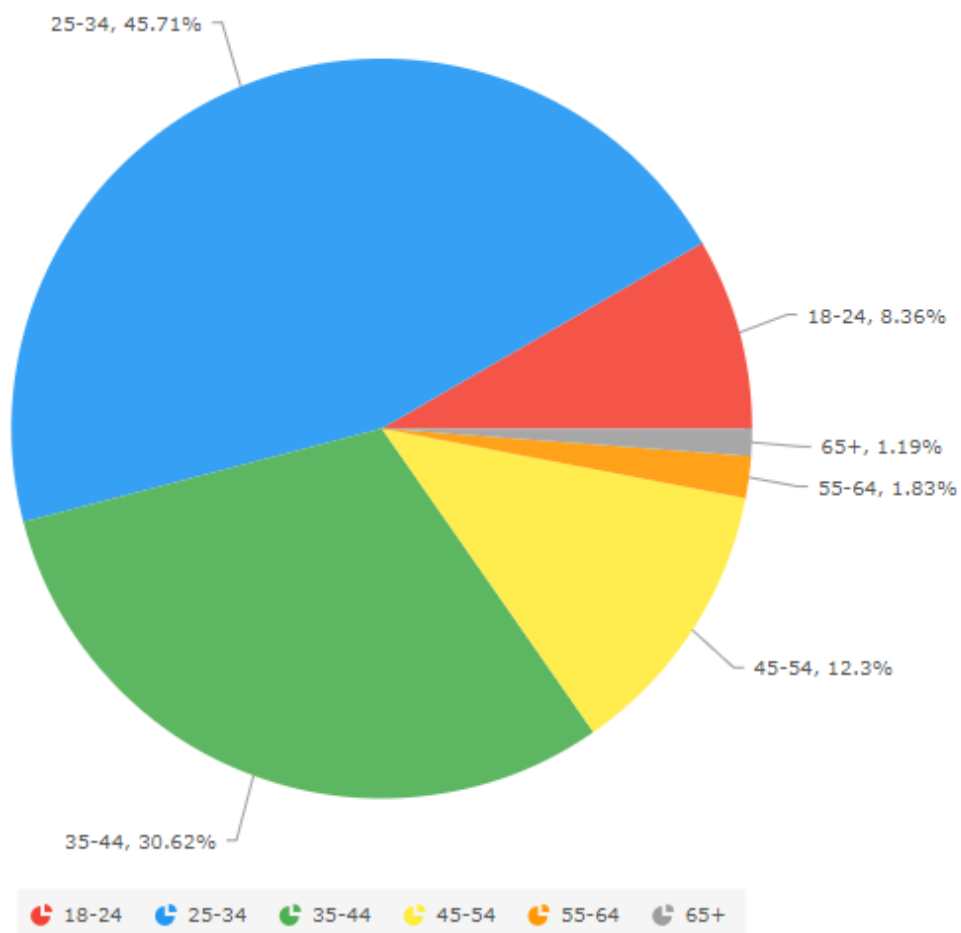


**Bitcoin Community Engagement by Gender (Google Analytics)**  
coin.dance

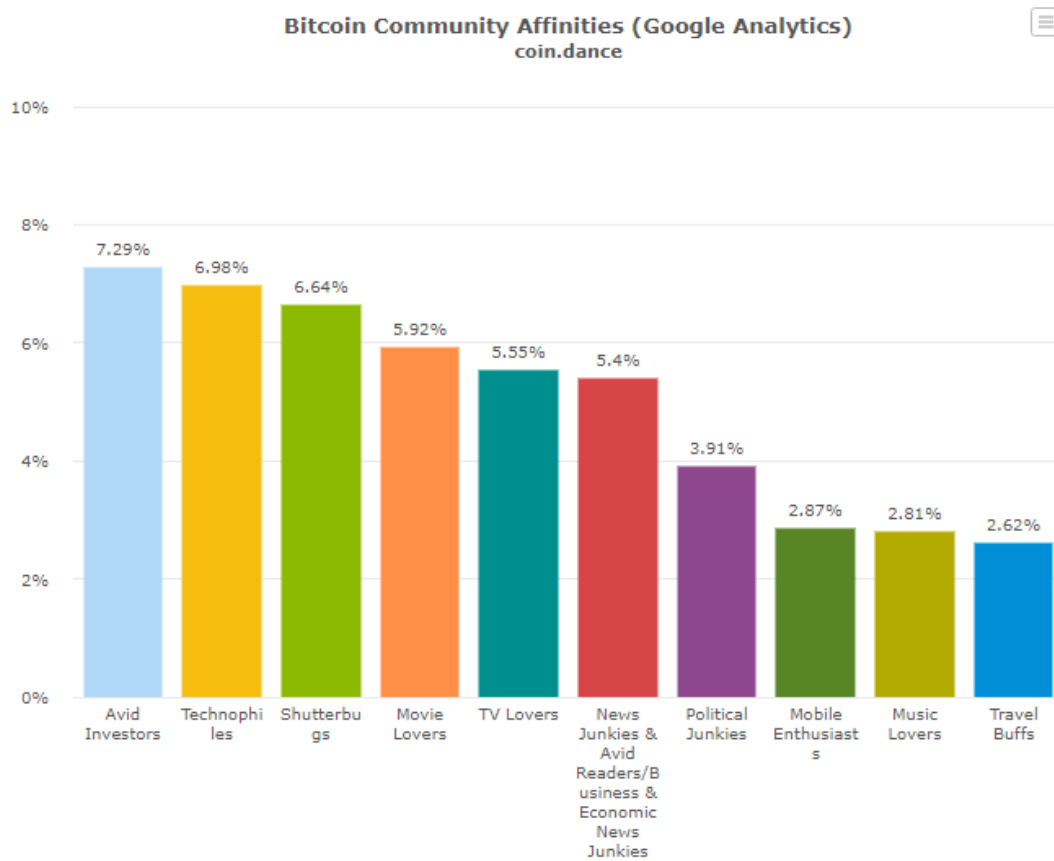
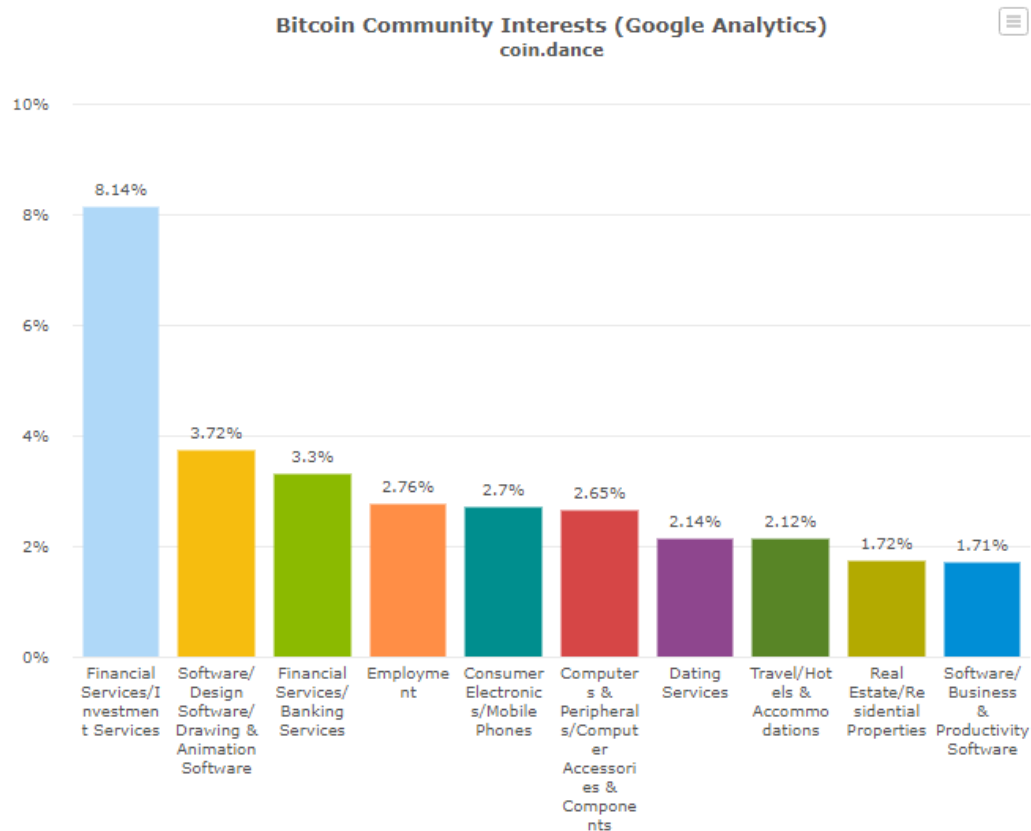


3. pielikums. Statistikas apkopojums par kriptovalūtu lietotāju iesaisti atkarībā no lietotāja vecuma

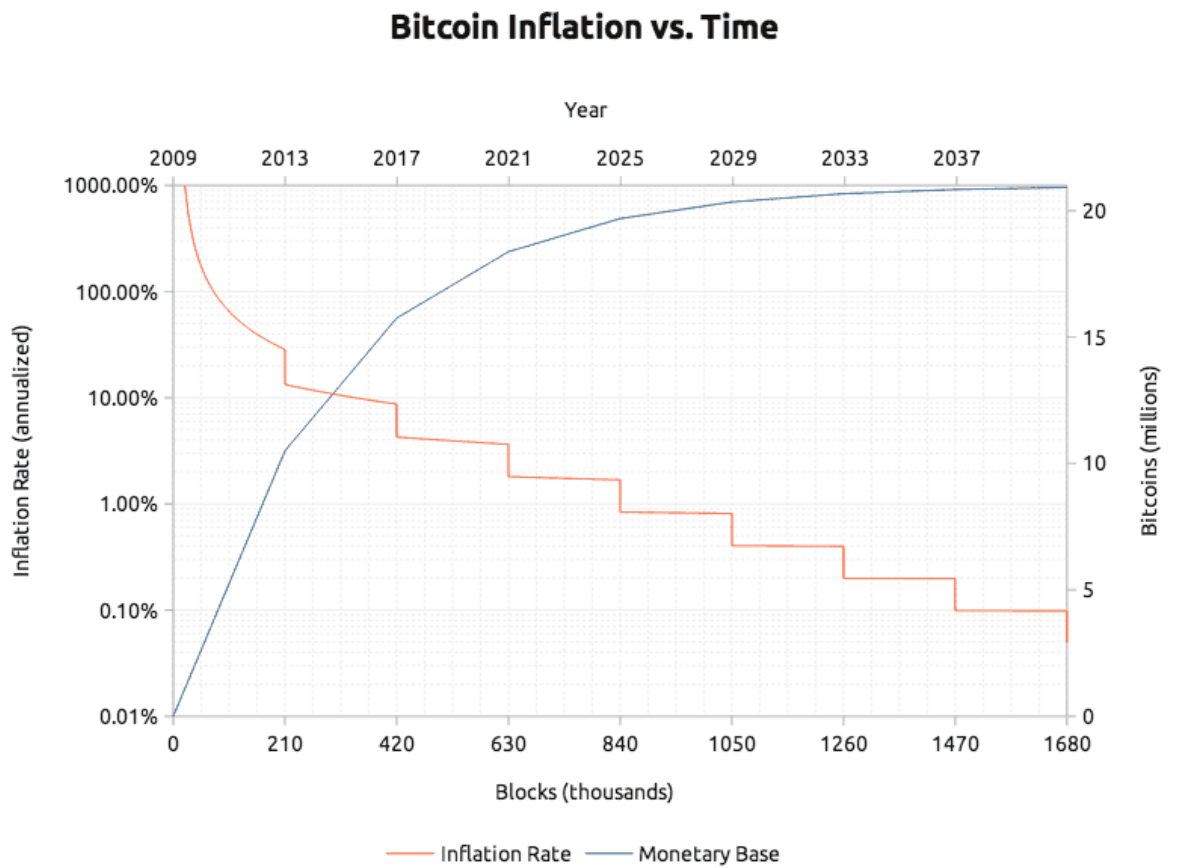
**Bitcoin Community Engagement by Age (Google Analytics | 18+ only)**  
coin.dance



#### 4. pielikums. Kriptovalūtu interešu un līdzības statistikas datu apkopojums



5. pielikums. Bitcoin emisijas attīstība un inflācijas izmaiņas laika gaitā



Avots: <https://www.bitcoinmining.com/bitcoin-mining-fees/>

6. pielikums. BTC EGARCH (1,1,1) kļūdu kvadrātu korelogramma

Sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Date: 04/22/18 Time: 20:36  
 Sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Included observations: 943

students t  
 egarch (1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.054	0.054	2.7934	0.095
*	*	2	0.095	0.092	11.258	0.004
		3	-0.035	-0.045	12.424	0.006
		4	-0.03	-0.035	13.293	0.01
		5	0.002	0.013	13.297	0.021
		6	-0.02	-0.017	13.689	0.033
		7	-0.02	-0.023	14.084	0.05
		8	0.01	0.016	14.186	0.077
		9	-0.011	-0.009	14.306	0.112
		10	-0.019	-0.023	14.638	0.146
		11	-0.005	-0.001	14.664	0.198
		12	-0.012	-0.008	14.806	0.252
		13	-0.02	-0.022	15.174	0.297
		14	-0.026	-0.024	15.843	0.323
		15	0.022	0.028	16.295	0.363
		16	0.001	0	16.297	0.432
		17	-0.041	-0.051	17.888	0.396
		18	-0.031	-0.026	18.8	0.404
		19	-0.026	-0.014	19.475	0.427
		20	0.039	0.042	20.967	0.399
		21	-0.01	-0.015	21.059	0.455
		22	-0.046	-0.056	23.124	0.395
		23	-0.029	-0.024	23.96	0.406
		24	-0.015	-0.004	24.18	0.451
		25	0.011	0.012	24.307	0.502
		26	-0.01	-0.016	24.411	0.552
		27	-0.022	-0.027	24.862	0.582
		28	-0.022	-0.022	25.34	0.609
		30	-0.002	0	25.947	0.678
		31	-0.012	-0.016	26.096	0.717
		32	0.014	0.011	26.299	0.75
		33	-0.013	-0.014	26.456	0.783
		34	-0.017	-0.021	26.735	0.808
		35	-0.012	-0.017	26.866	0.836
		36	-0.006	-0.009	26.899	0.864

\*Probabilities may not be valid for this equation specification.

7. pielikums. BTC PGARCH (1,1,1) kļūdu kvadrātu korelogramma

Date: 04/22/18 Time: 20:37  
 Sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Included observations: 943

students t  
 pgarch (1,1)

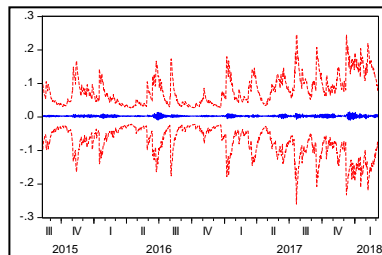
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
*	*	1	0.077	0.077	5.6813	0.017
*	*	2	0.097	0.092	14.658	0.001
		3	-0.021	-0.035	15.059	0.002
		4	-0.019	-0.025	15.416	0.004
		5	0.013	0.022	15.579	0.008
		6	-0.012	-0.011	15.712	0.015
		7	-0.009	-0.012	15.782	0.027
		8	0.01	0.014	15.873	0.044
		9	-0.007	-0.007	15.922	0.069
		10	-0.017	-0.02	16.208	0.094
		11	-0.005	0	16.233	0.133
		12	-0.008	-0.004	16.298	0.178
		13	-0.011	-0.012	16.423	0.227
		14	-0.021	-0.019	16.846	0.264
		15	0.022	0.028	17.322	0.3
		16	-0.005	-0.007	17.35	0.363
		17	-0.033	-0.04	18.402	0.364
		18	-0.025	-0.018	19.027	0.39
		19	-0.018	-0.006	19.327	0.436
		20	0.033	0.036	20.4	0.433
		21	-0.01	-0.015	20.488	0.491
		22	-0.034	-0.04	21.606	0.484
		23	-0.027	-0.019	22.299	0.502
		24	-0.014	-0.004	22.487	0.55
		25	0.011	0.015	22.612	0.6
		26	-0.014	-0.017	22.799	0.644
		27	-0.021	-0.023	23.222	0.673
		28	-0.022	-0.018	23.683	0.698
		29	-0.024	-0.017	24.222	0.718
		31	-0.009	-0.008	24.394	0.794
		32	0.015	0.015	24.601	0.822
		33	-0.011	-0.013	24.716	0.85
		34	-0.017	-0.02	24.998	0.869
		35	-0.013	-0.013	25.167	0.89
		36	-0.01	-0.008	25.266	0.909

\*Probabilities may not be valid for this equation specification.

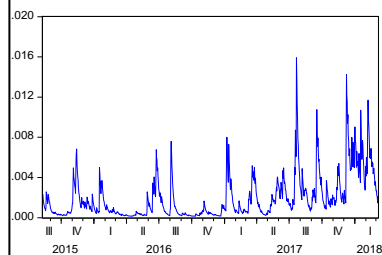
## 8. pielikums. Kriptovalūtu GARCH tipa modeļu prognožu pilnās E-Views izdrukas

### Bitcoin (normālsadalījums) prognoze (in sample)

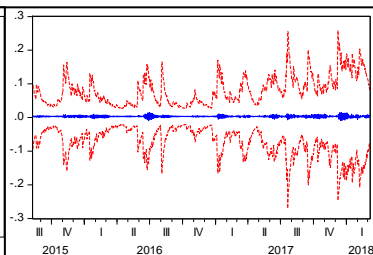
#### GARCH(1,1)



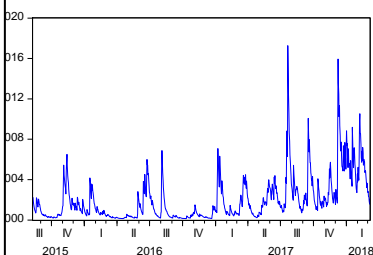
Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
Included observations: 941  
Root Mean Squared Error 0.040735  
Mean Absolute Error 0.026165  
Mean Abs. Percent Error 157.6119  
Theil Inequality Coefficient 0.902882  
Bias Proportion 0.000713  
Variance Proportion 0.857025  
Covariance Proportion 0.142262



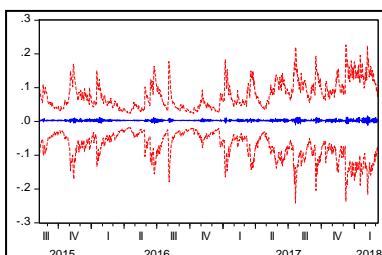
#### TGARCH(1,1)



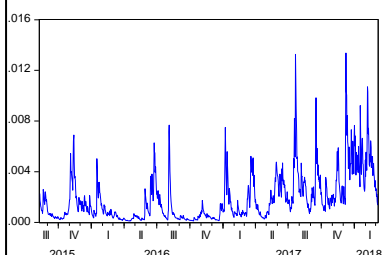
Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
Included observations: 941  
Root Mean Squared Error 0.040732  
Mean Absolute Error 0.026149  
Mean Abs. Percent Error 167.0298  
Theil Inequality Coefficient 0.896533  
Bias Proportion 0.000277  
Variance Proportion 0.855054  
Covariance Proportion 0.144669



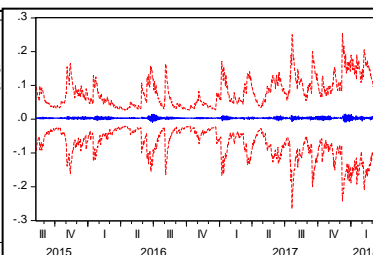
#### EGARCH (1,1)



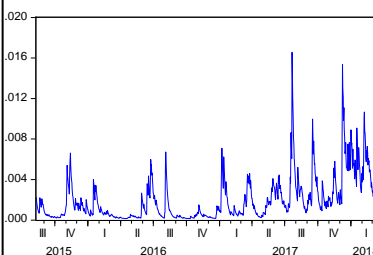
Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
Included observations: 941  
Root Mean Squared Error 0.040872  
Mean Absolute Error 0.026149  
Mean Abs. Percent Error 164.2171  
Theil Inequality Coefficient 0.901558  
Bias Proportion 0.000457  
Variance Proportion 0.846806  
Covariance Proportion 0.152737



#### PGARCH (1,1)

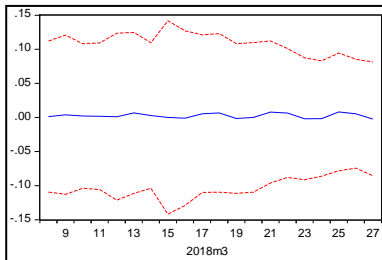


Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
Included observations: 941  
Root Mean Squared Error 0.040735  
Mean Absolute Error 0.026143  
Mean Abs. Percent Error 167.2616  
Theil Inequality Coefficient 0.896562  
Bias Proportion 0.000269  
Variance Proportion 0.855290  
Covariance Proportion 0.144441

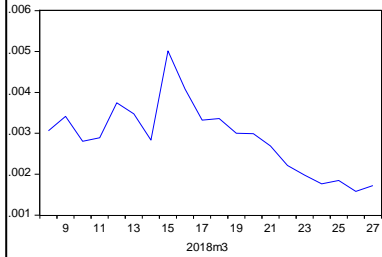


# Bitcoin prognoze (normālsadalījums) (out of sample)

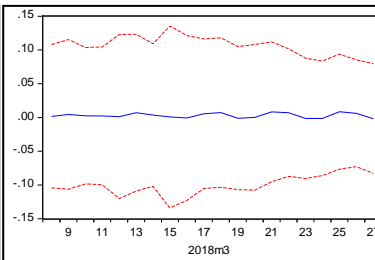
## GARCH(1,1)



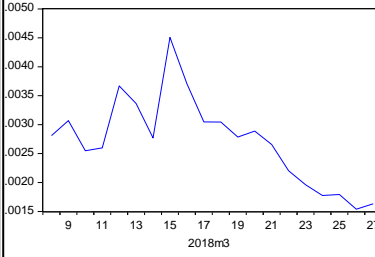
Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.045689  
Mean Absolute Error 0.036887  
Mean Abs. Percent Error 157.5619  
Theil Inequality Coefficient 0.935489  
Bias Proportion 0.088205  
Variance Proportion 0.756231  
Covariance Proportion 0.155563



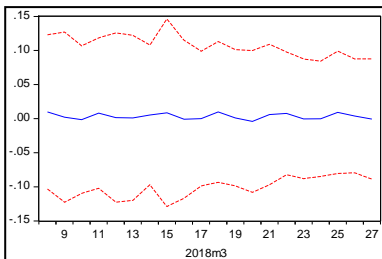
## TGARCH(1,1)



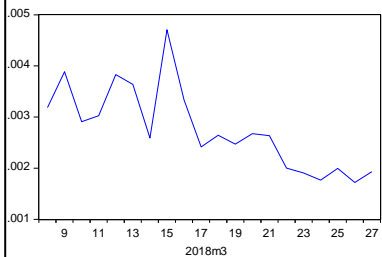
Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.045815  
Mean Absolute Error 0.036999  
Mean Abs. Percent Error 159.3622  
Theil Inequality Coefficient 0.932361  
Bias Proportion 0.093489  
Variance Proportion 0.750883  
Covariance Proportion 0.155628



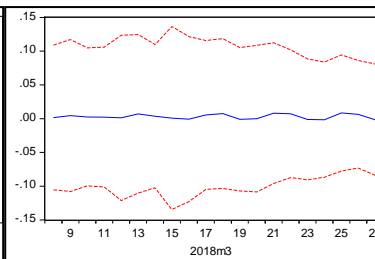
## EGARCH (1,1)



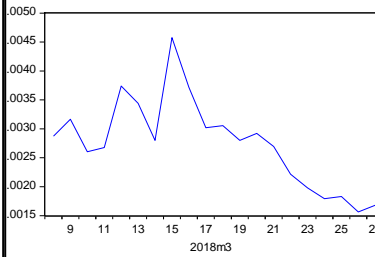
Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.045517  
Mean Absolute Error 0.036152  
Mean Abs. Percent Error 134.1538  
Theil Inequality Coefficient 0.910655  
Bias Proportion 0.099410  
Variance Proportion 0.730069  
Covariance Proportion 0.170521



## PGARCH (1,1)

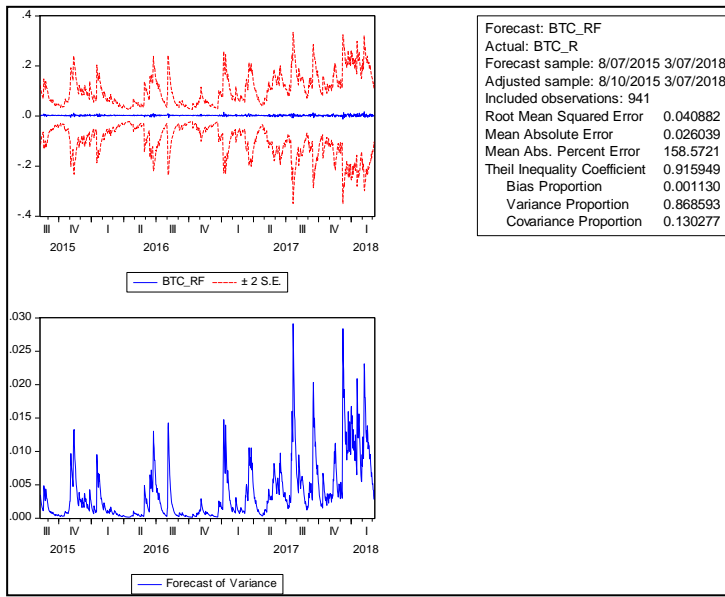


Forecast: BTC\_RF  
Actual: BTC\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.045817  
Mean Absolute Error 0.036983  
Mean Abs. Percent Error 158.5867  
Theil Inequality Coefficient 0.932167  
Bias Proportion 0.093903  
Variance Proportion 0.751279  
Covariance Proportion 0.154819

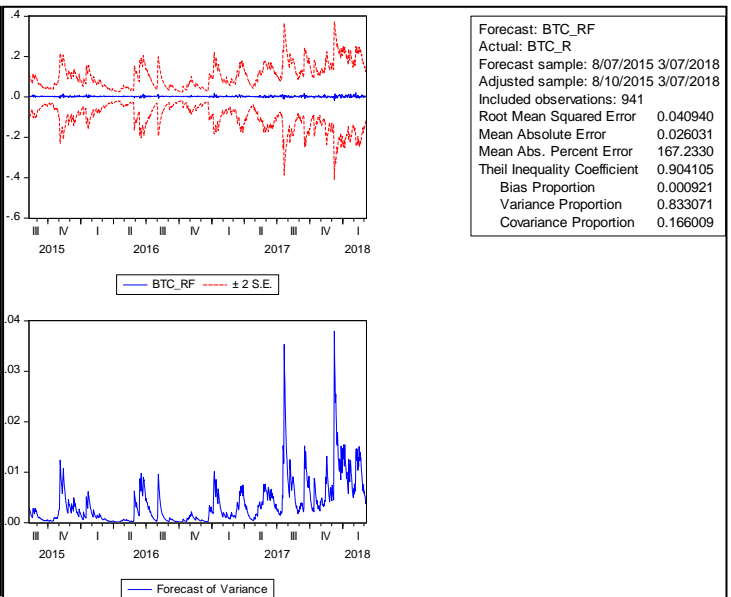


# Bitcoin prognoze (stjudenta sadalījums) (in sample)

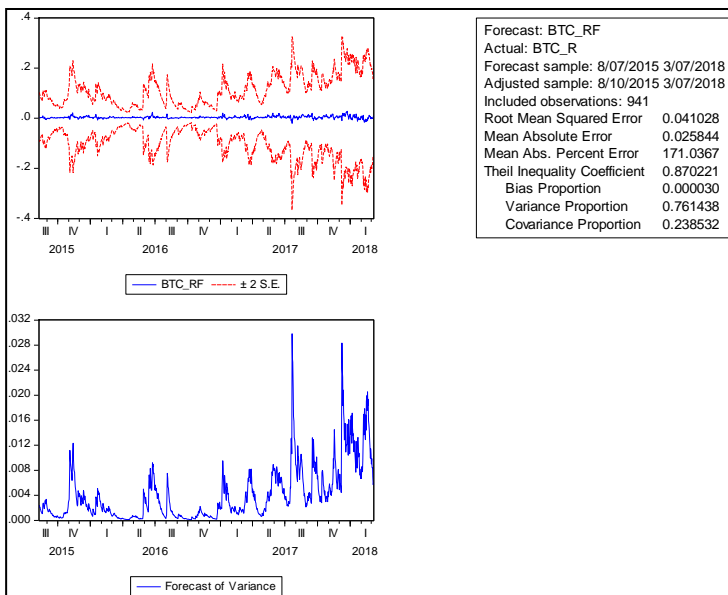
## GARCH(1,1)



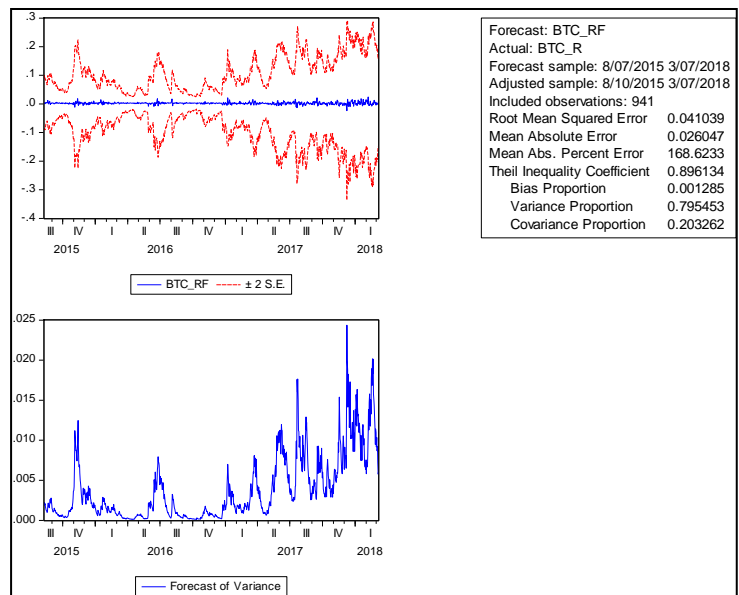
## TGARCH(1,1)



## EGARCH (1,1)

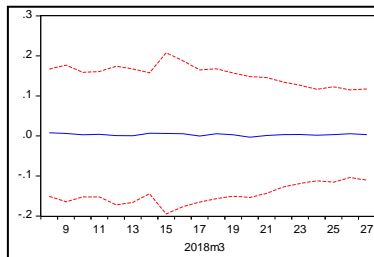


## PGARCH (1,1)

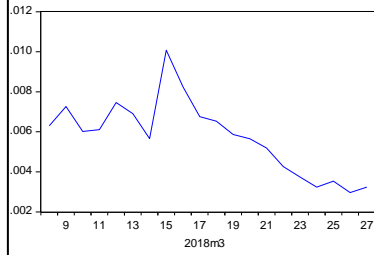


# Bitcoin (stjudenta sadalījums) prognoze (out of sample)

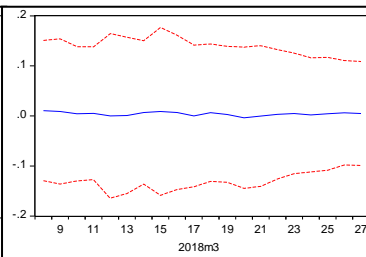
## GARCH(1,1)



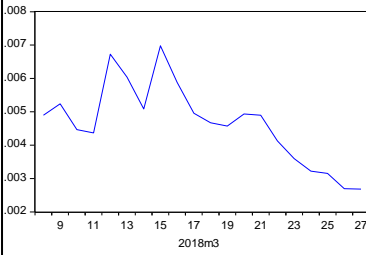
Forecast: BTC\_RF  
 Actual: BTC\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.046085  
 Mean Absolute Error 0.036167  
 Mean Abs. Percent Error 113.2616  
 Theil Inequality Coefficient 0.942236  
 Bias Proportion 0.098864  
 Variance Proportion 0.774023  
 Covariance Proportion 0.127113



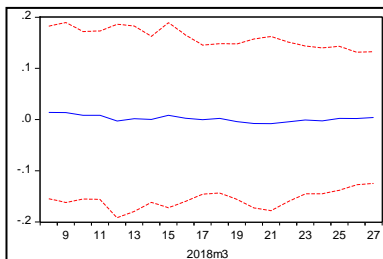
## TGARCH(1,1)



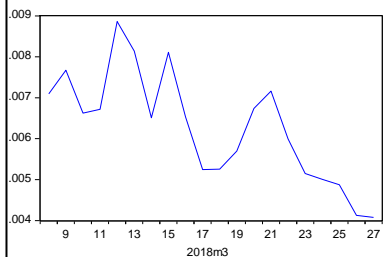
Forecast: BTC\_RF  
 Actual: BTC\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.046361  
 Mean Absolute Error 0.036590  
 Mean Abs. Percent Error 114.4494  
 Theil Inequality Coefficient 0.927094  
 Bias Proportion 0.107310  
 Variance Proportion 0.731859  
 Covariance Proportion 0.160832



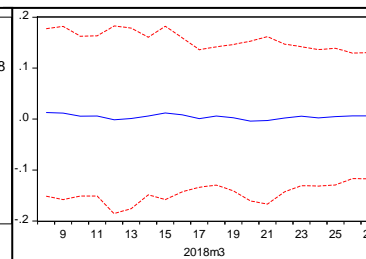
## EGARCH (1,1)



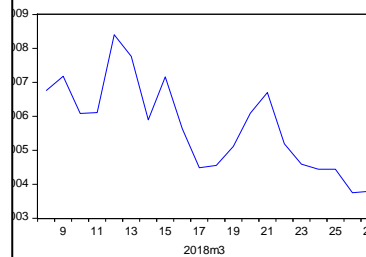
Forecast: BTC\_RF  
 Actual: BTC\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.045991  
 Mean Absolute Error 0.036676  
 Mean Abs. Percent Error 131.0656  
 Theil Inequality Coefficient 0.903545  
 Bias Proportion 0.078346  
 Variance Proportion 0.650955  
 Covariance Proportion 0.270699



## PGARCH (1,1)

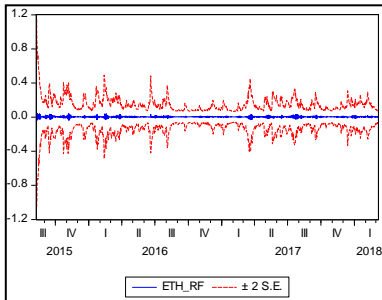


Forecast: BTC\_RF  
 Actual: BTC\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.046585  
 Mean Absolute Error 0.037158  
 Mean Abs. Percent Error 126.9161  
 Theil Inequality Coefficient 0.912993  
 Bias Proportion 0.112711  
 Variance Proportion 0.688281  
 Covariance Proportion 0.199007

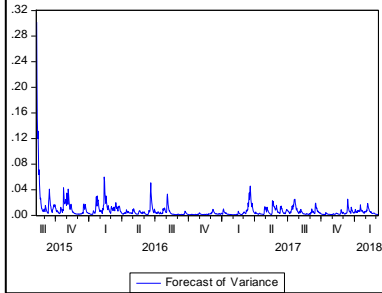


# Ethereum (normālsadalījums) prognoze (in sample)

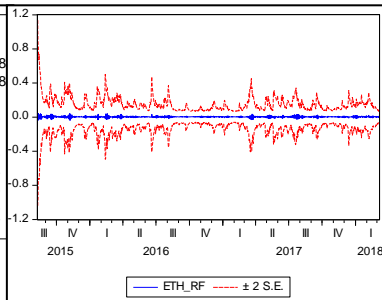
## GARCH(1,1)



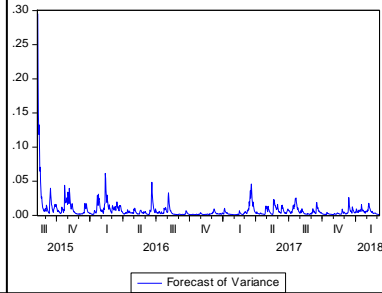
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.077398  
 Mean Absolute Error 0.052161  
 Mean Abs. Percent Error 150.8148  
 Theil Inequality Coefficient 0.875093  
 Bias Proportion 0.002376  
 Variance Proportion 0.762376  
 Covariance Proportion 0.235247



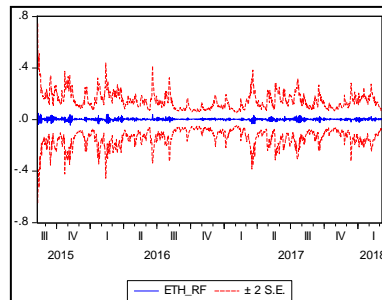
## TGARCH(1,1)



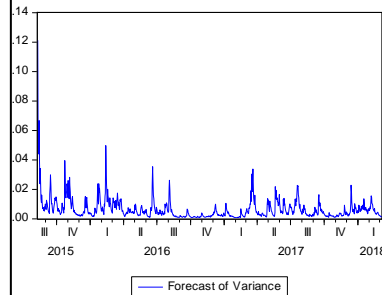
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.077392  
 Mean Absolute Error 0.052173  
 Mean Abs. Percent Error 151.6069  
 Theil Inequality Coefficient 0.873279  
 Bias Proportion 0.002109  
 Variance Proportion 0.759895  
 Covariance Proportion 0.237996



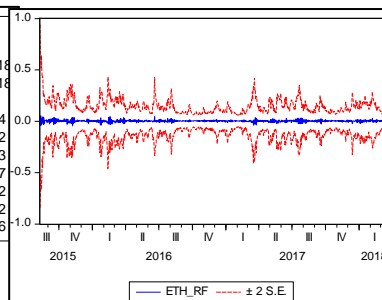
## EGARCH (1,1)



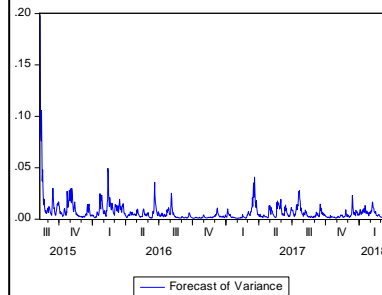
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.077414  
 Mean Absolute Error 0.052042  
 Mean Abs. Percent Error 151.9803  
 Theil Inequality Coefficient 0.870967  
 Bias Proportion 0.003812  
 Variance Proportion 0.746362  
 Covariance Proportion 0.249826



## PGARCH (1,1)



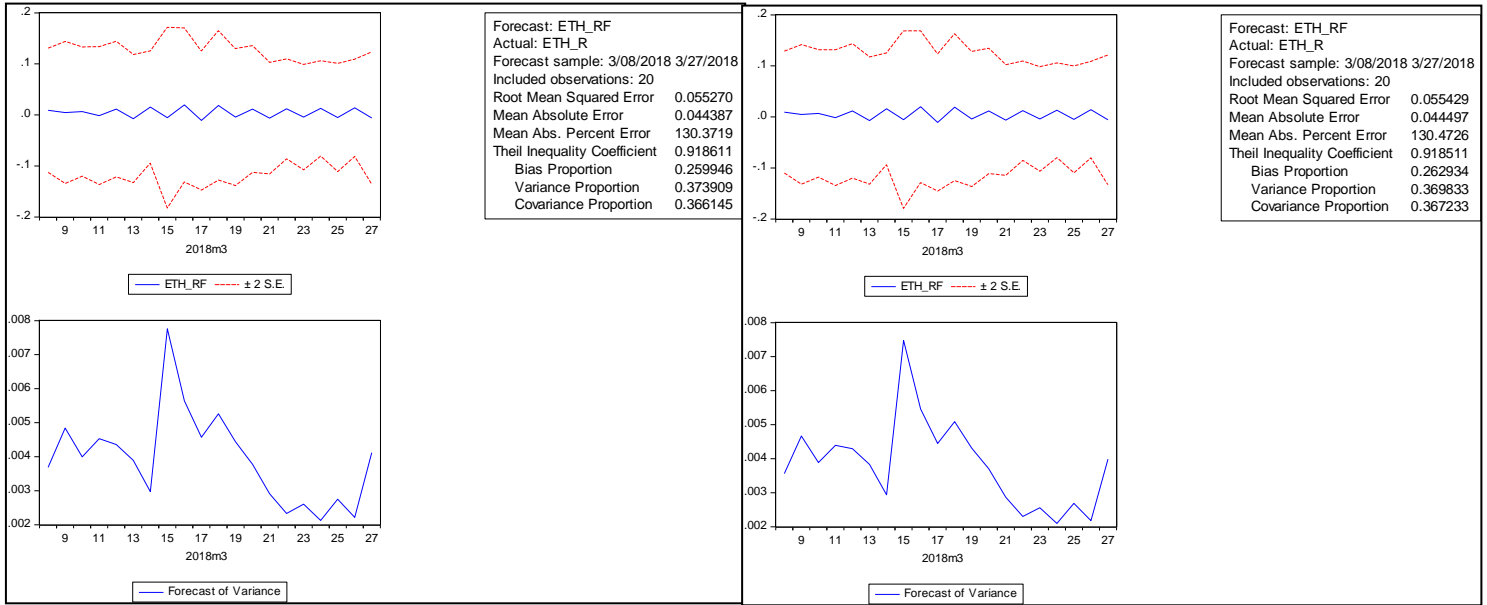
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.077388  
 Mean Absolute Error 0.052006  
 Mean Abs. Percent Error 154.5203  
 Theil Inequality Coefficient 0.863729  
 Bias Proportion 0.002994  
 Variance Proportion 0.733189  
 Covariance Proportion 0.263818



# Ethereum (normālsadalījums) prognoze (out of sample)

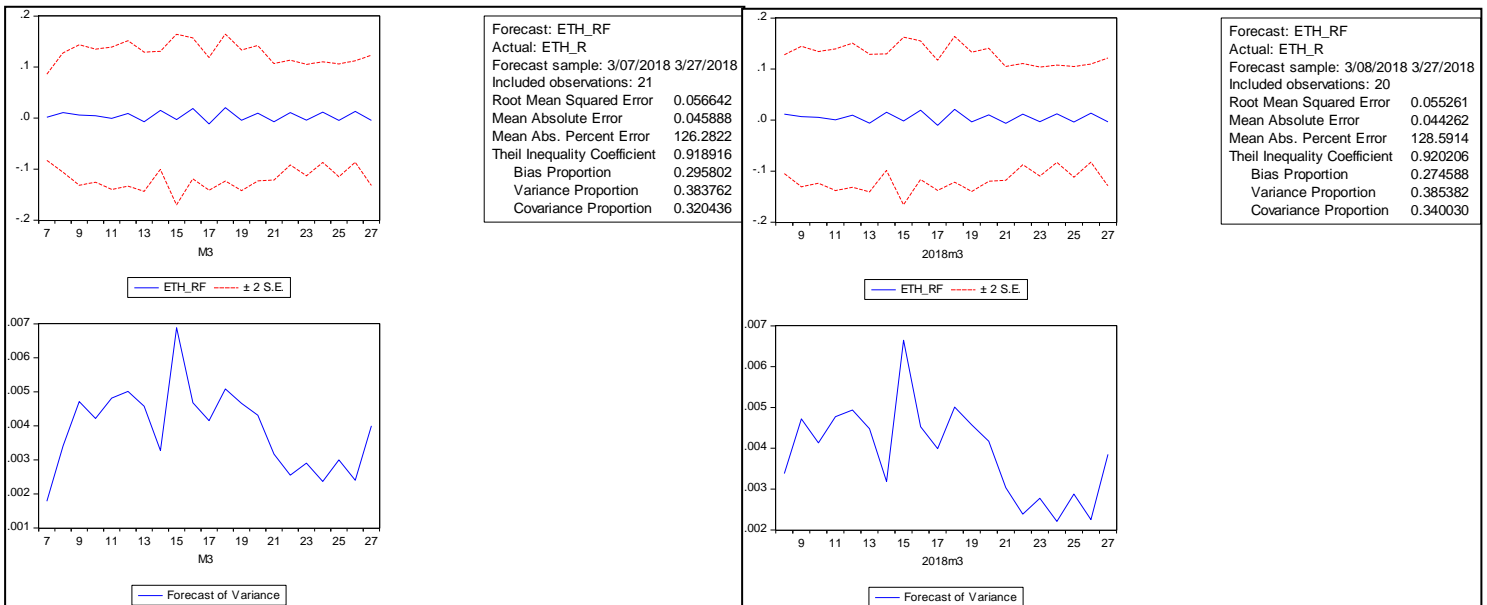
## GARCH(1,1)

## TGARCH(1,1)



## EGARCH (1,1)

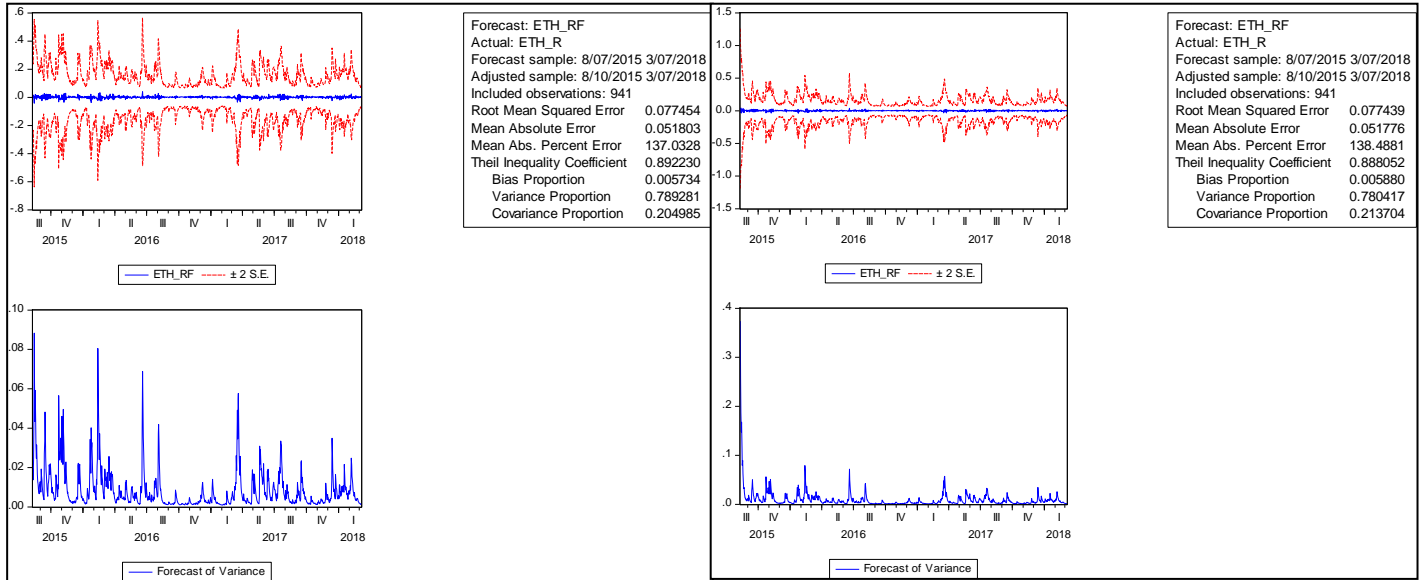
## PGARCH (1,1)



# Ethereum prognoze (stjudenta sadalījums) (in sample)

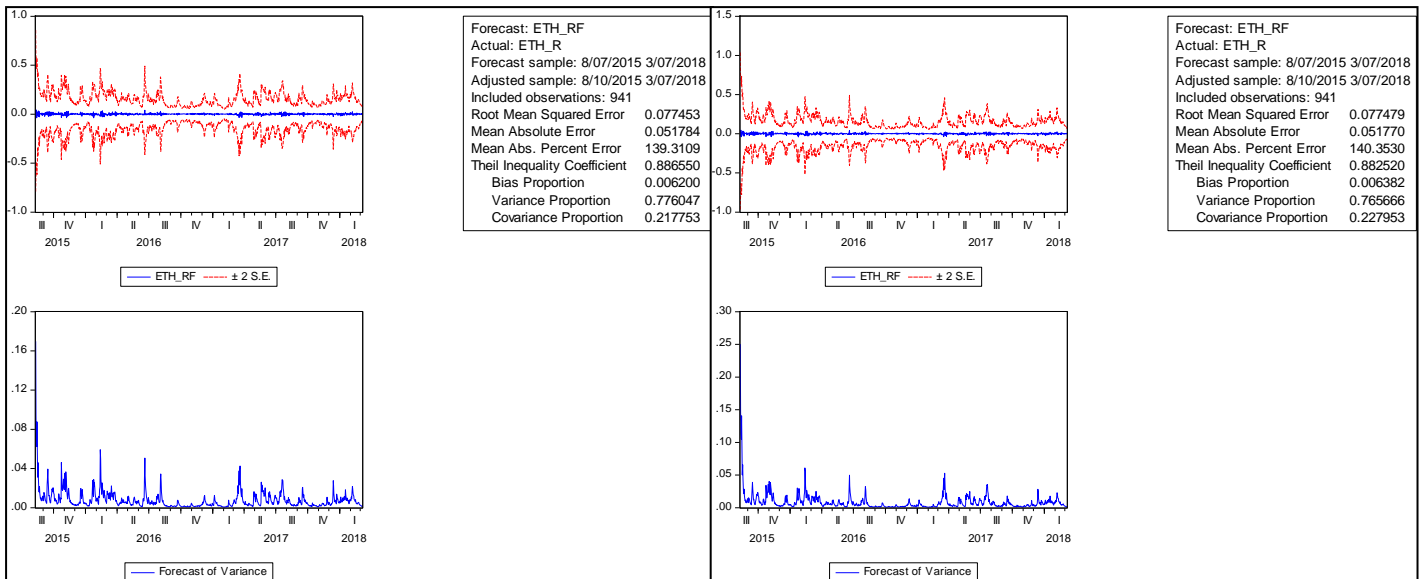
## GARCH(1,1)

## TGARCH(1,1)



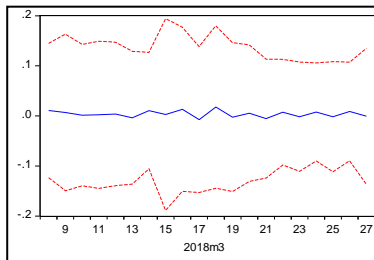
## EGARCH (1,1)

## PGARCH (1,1)

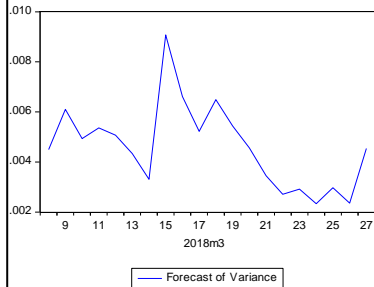


# Ethereum (stjudenta sadalījums) prognoze (out of sample)

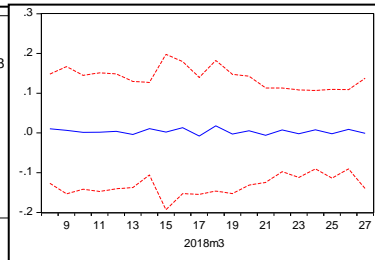
## GARCH(1,1)



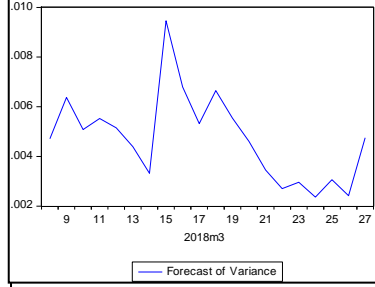
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.053245  
 Mean Absolute Error 0.042376  
 Mean Abs. Percent Error 119.1192  
 Theil Inequality Coefficient 0.932068  
 Bias Proportion 0.271879  
 Variance Proportion 0.482680  
 Covariance Proportion 0.245440



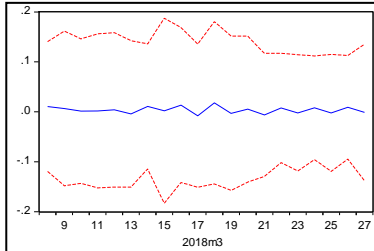
## TGARCH(1,1)



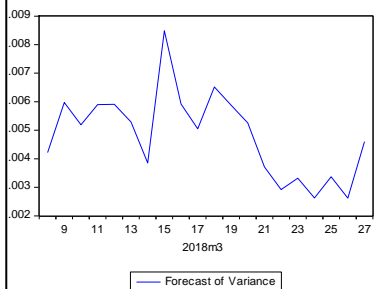
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.053280  
 Mean Absolute Error 0.042466  
 Mean Abs. Percent Error 120.2561  
 Theil Inequality Coefficient 0.931071  
 Bias Proportion 0.269030  
 Variance Proportion 0.477220  
 Covariance Proportion 0.253750



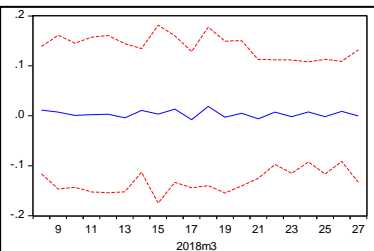
## EGARCH (1,1)



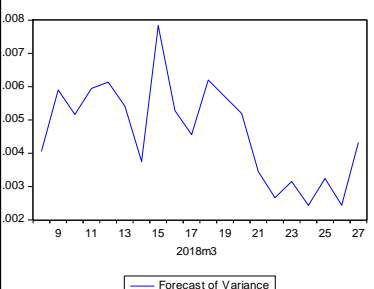
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.053265  
 Mean Absolute Error 0.042457  
 Mean Abs. Percent Error 120.2697  
 Theil Inequality Coefficient 0.929796  
 Bias Proportion 0.266973  
 Variance Proportion 0.474062  
 Covariance Proportion 0.258965



## PGARCH (1,1)



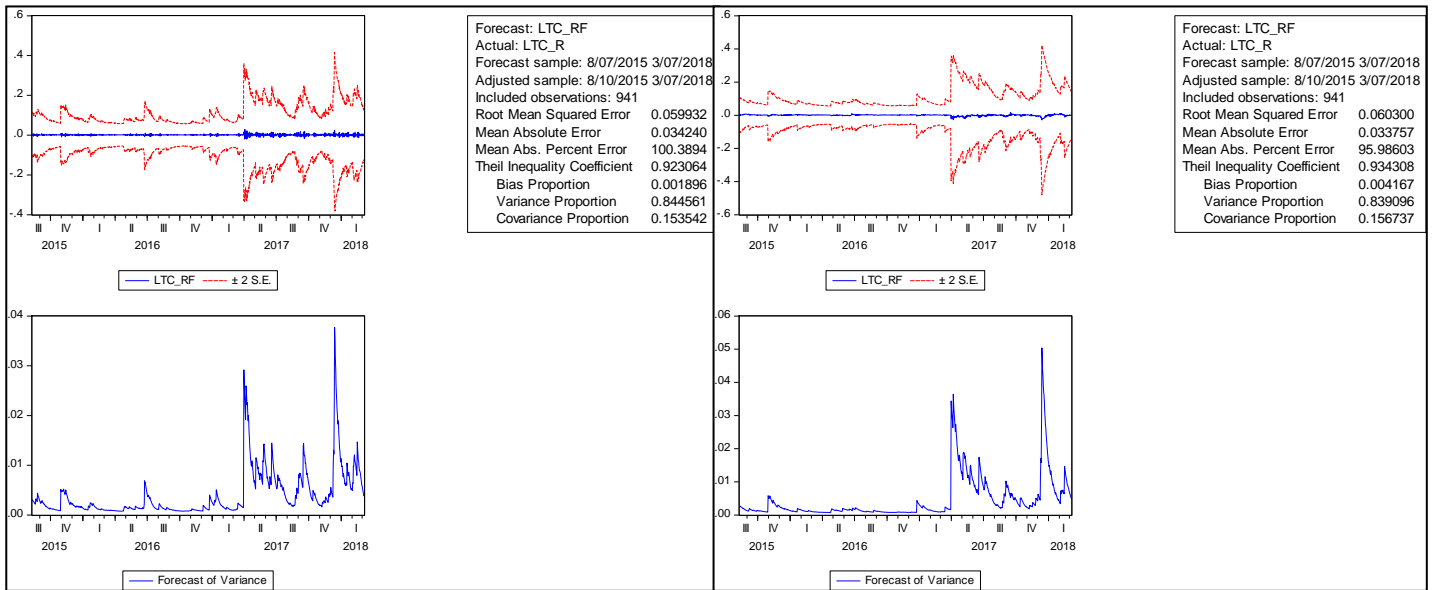
Forecast: ETH\_RF  
 Actual: ETH\_R  
 Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
 Included observations: 20  
 Root Mean Squared Error 0.053254  
 Mean Absolute Error 0.042410  
 Mean Abs. Percent Error 120.1678  
 Theil Inequality Coefficient 0.928411  
 Bias Proportion 0.271478  
 Variance Proportion 0.475250  
 Covariance Proportion 0.253272



# Litecoin (normālsadalījums) prognoze (in sample)

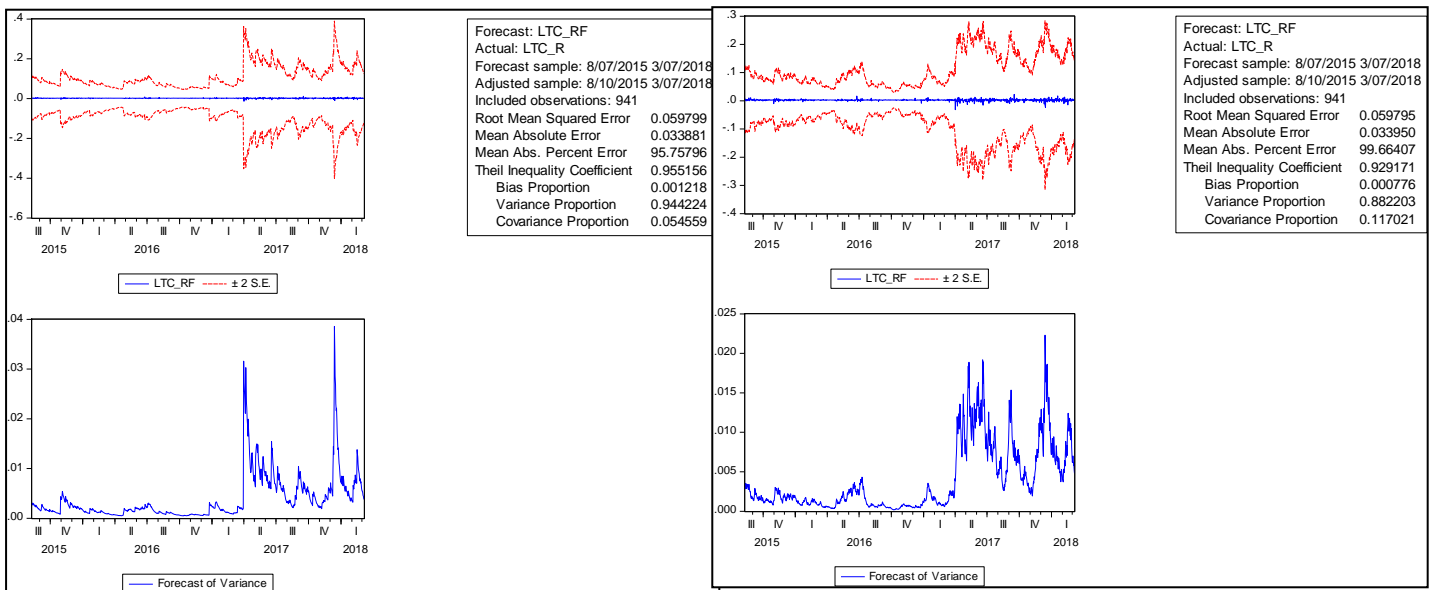
## GARCH(1,1)

## TGARCH(1,1)



## EGARCH (1,1)

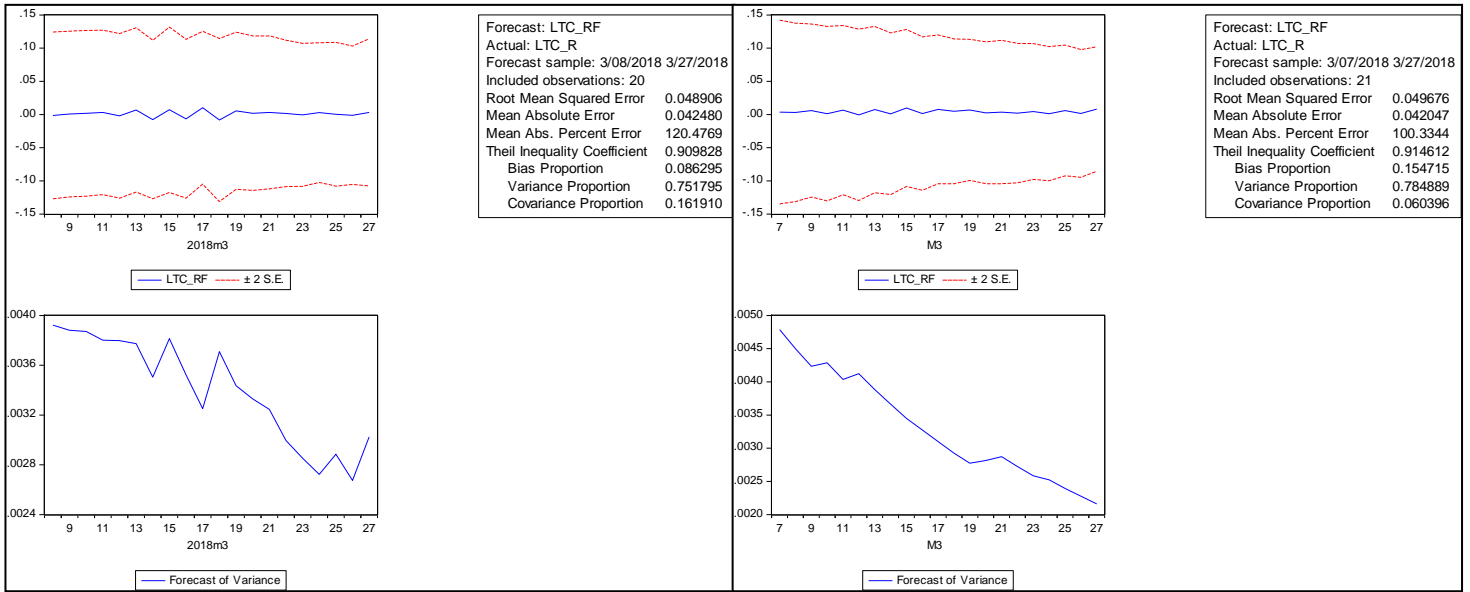
## PGARCH (1,1)



# Litcoin (normālsadalījums) prognoze (out of sample)

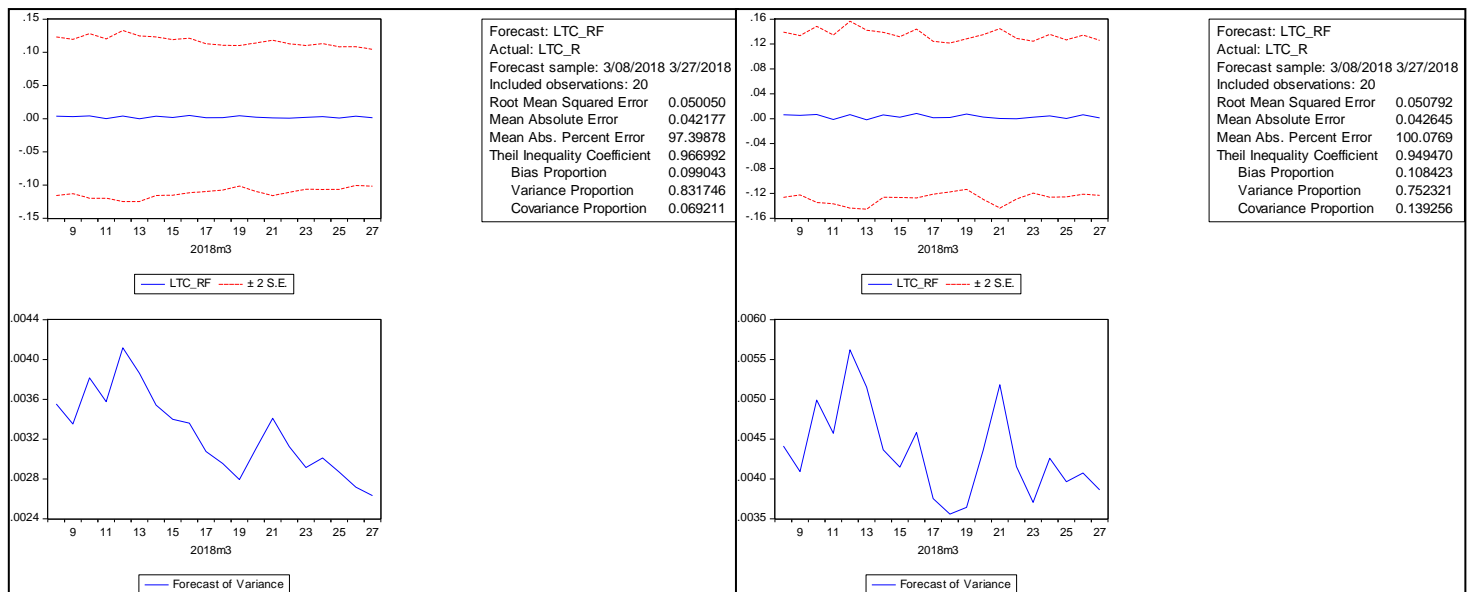
## GARCH(1,1)

## TGARCH(1,1)



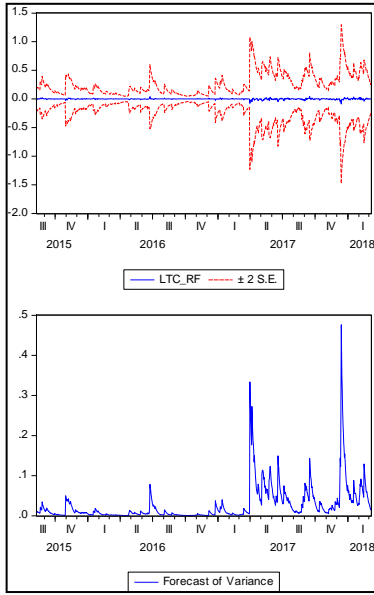
## EGARCH (1,1)

## PGARCH (1,1)



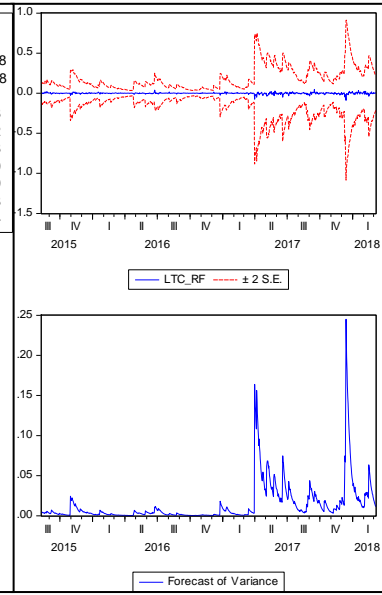
# Litcoin (stjudenta sadalījums) prognoze (in sample)

## GARCH(1,1)



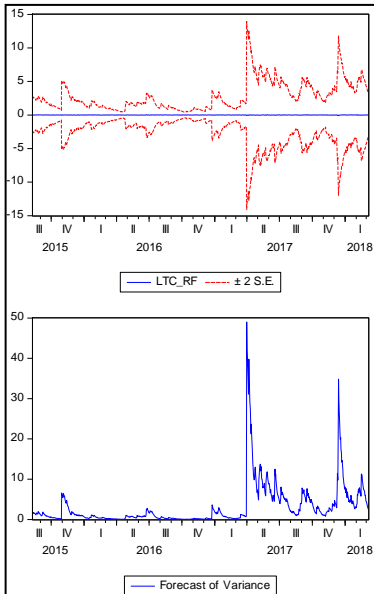
Forecast: LTC\_RF  
 Actual: LTC\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.060938  
 Mean Absolute Error 0.033362  
 Mean Abs. Percent Error 95.93718  
 Theil Inequality Coefficient 0.874229  
 Bias Proportion 0.007199  
 Variance Proportion 0.676518  
 Covariance Proportion 0.316284

## TGARCH(1,1)



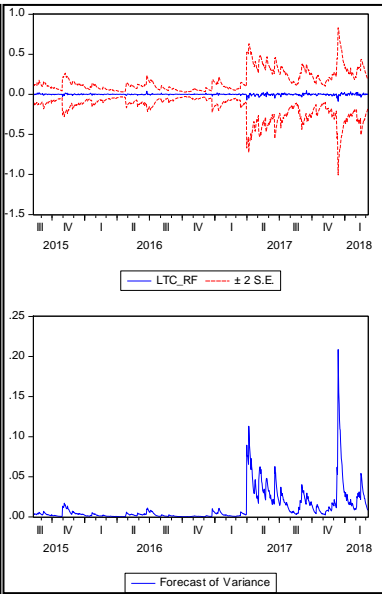
Forecast: LTC\_RF  
 Actual: LTC\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.060873  
 Mean Absolute Error 0.033346  
 Mean Abs. Percent Error 95.77917  
 Theil Inequality Coefficient 0.876446  
 Bias Proportion 0.006648  
 Variance Proportion 0.684244  
 Covariance Proportion 0.309108

## EGARCH (1,1)



Forecast: LTC\_RF  
 Actual: LTC\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.060882  
 Mean Absolute Error 0.033349  
 Mean Abs. Percent Error 95.92466  
 Theil Inequality Coefficient 0.875758  
 Bias Proportion 0.006897  
 Variance Proportion 0.682513  
 Covariance Proportion 0.310590

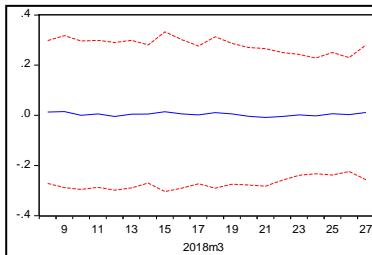
## PGARCH (1,1)



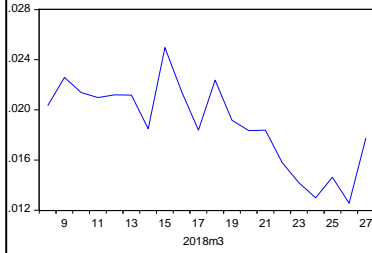
Forecast: LTC\_RF  
 Actual: LTC\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/10/2015 3/07/2018  
 Included observations: 941  
 Root Mean Squared Error 0.060840  
 Mean Absolute Error 0.033345  
 Mean Abs. Percent Error 96.08598  
 Theil Inequality Coefficient 0.876820  
 Bias Proportion 0.006565  
 Variance Proportion 0.686731  
 Covariance Proportion 0.306704

# Litcoin (stjudenta sadalījums) prognoze (out of sample)

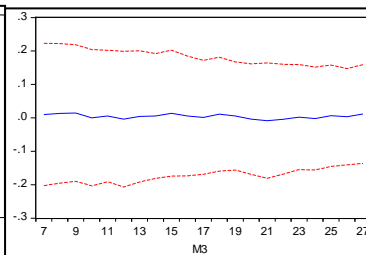
## GARCH(1,1)



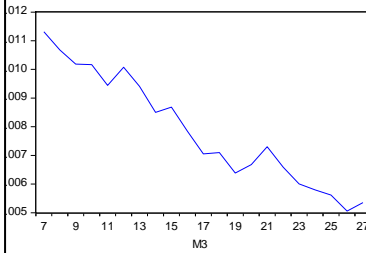
Forecast: LTC\_RF  
Actual: LTC\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.049294  
Mean Absolute Error 0.040775  
Mean Abs. Percent Error 96.78297  
Theil Inequality Coefficient 0.870483  
Bias Proportion 0.123754  
Variance Proportion 0.676324  
Covariance Proportion 0.199921



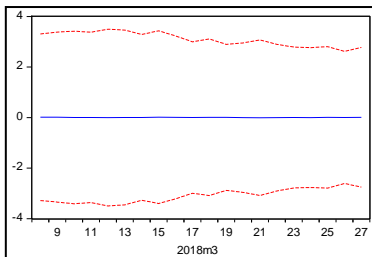
## TGARCH(1,1)



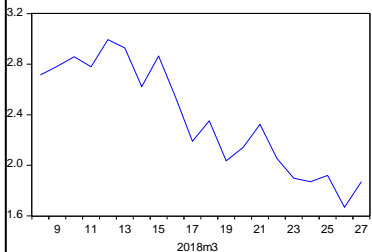
Forecast: LTC\_RF  
Actual: LTC\_R  
Forecast sample: 3/07/2018 3/27/2018  
Included observations: 21  
Root Mean Squared Error 0.050216  
Mean Absolute Error 0.041975  
Mean Abs. Percent Error 97.31562  
Theil Inequality Coefficient 0.881807  
Bias Proportion 0.152950  
Variance Proportion 0.648753  
Covariance Proportion 0.198296



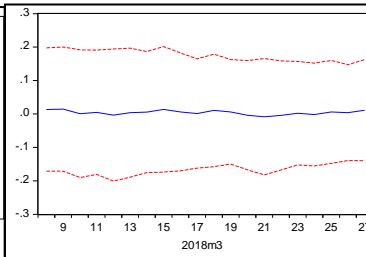
## EGARCH (1,1)



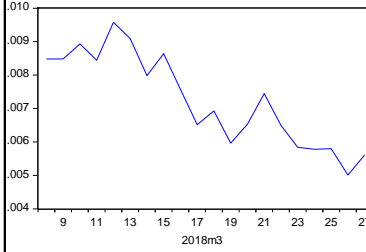
Forecast: LTC\_RF  
Actual: LTC\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.049393  
Mean Absolute Error 0.040865  
Mean Abs. Percent Error 96.91569  
Theil Inequality Coefficient 0.874614  
Bias Proportion 0.122955  
Variance Proportion 0.679242  
Covariance Proportion 0.197803



## PGARCH (1,1)

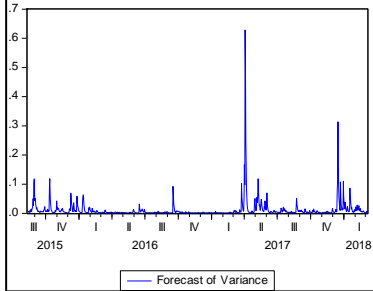
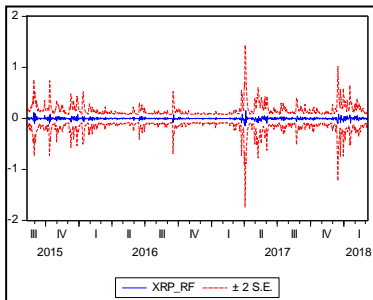


Forecast: LTC\_RF  
Actual: LTC\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.049462  
Mean Absolute Error 0.040910  
Mean Abs. Percent Error 96.98608  
Theil Inequality Coefficient 0.876386  
Bias Proportion 0.123668  
Variance Proportion 0.680301  
Covariance Proportion 0.196031



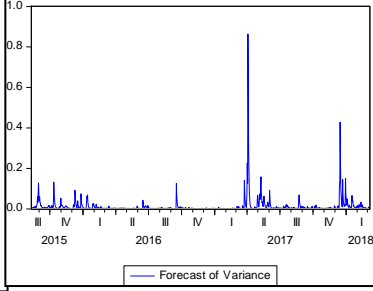
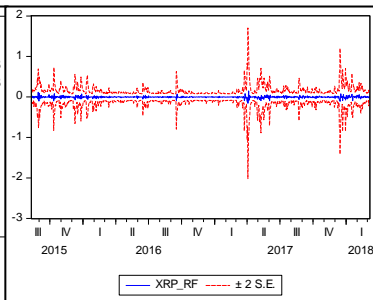
# Ripple (normālsadalījums) prognoze (in sample)

## GARCH(1,1)



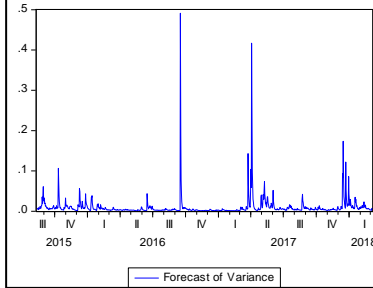
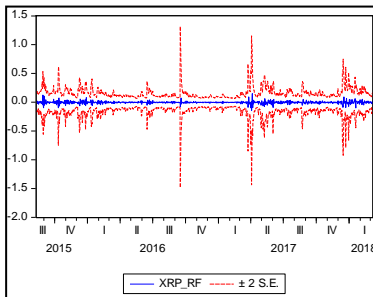
Forecast: XRP\_RF  
 Actual: XRP\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/11/2015 3/07/2018  
 Included observations: 940  
 Root Mean Squared Error 0.096609  
 Mean Absolute Error 0.054699  
 Mean Abs. Percent Error 190.3485  
 Theil Inequality Coefficient 0.797558  
 Bias Proportion 0.010605  
 Variance Proportion 0.604636  
 Covariance Proportion 0.384760

## TGARCH(1,1)



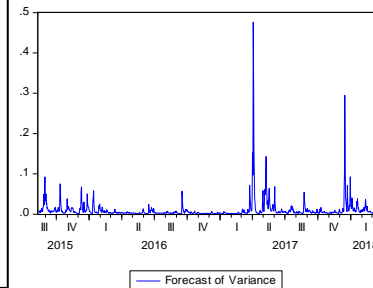
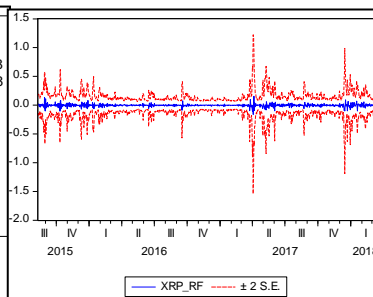
Forecast: XRP\_RF  
 Actual: XRP\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/11/2015 3/07/2018  
 Included observations: 940  
 Root Mean Squared Error 0.096537  
 Mean Absolute Error 0.054619  
 Mean Abs. Percent Error 180.3539  
 Theil Inequality Coefficient 0.798355  
 Bias Proportion 0.007921  
 Variance Proportion 0.604721  
 Covariance Proportion 0.387358

## EGARCH (1,1)



Forecast: XRP\_RF  
 Actual: XRP\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/11/2015 3/07/2018  
 Included observations: 940  
 Root Mean Squared Error 0.095982  
 Mean Absolute Error 0.054744  
 Mean Abs. Percent Error 197.5572  
 Theil Inequality Coefficient 0.790972  
 Bias Proportion 0.008206  
 Variance Proportion 0.604983  
 Covariance Proportion 0.386811

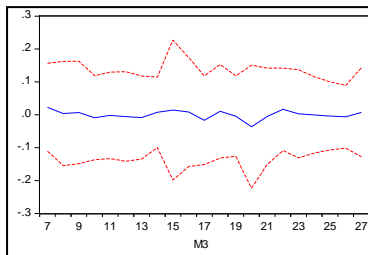
## PGARCH (1,1)



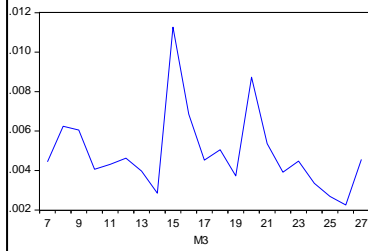
Forecast: XRP\_RF  
 Actual: XRP\_R  
 Forecast sample: 8/07/2015 3/07/2018  
 Adjusted sample: 8/11/2015 3/07/2018  
 Included observations: 940  
 Root Mean Squared Error 0.096105  
 Mean Absolute Error 0.054708  
 Mean Abs. Percent Error 196.4539  
 Theil Inequality Coefficient 0.783372  
 Bias Proportion 0.007711  
 Variance Proportion 0.581177  
 Covariance Proportion 0.411112

# Ripple (normālsadalījums) prognoze (out of sample)

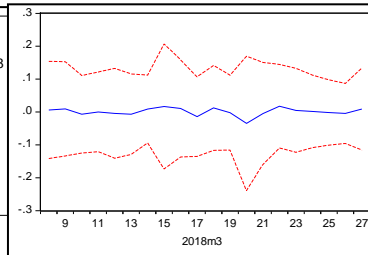
## GARCH(1,1)



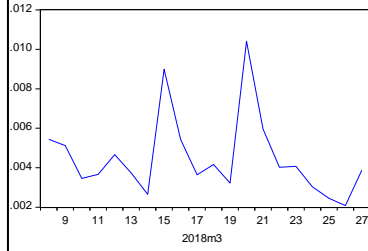
Forecast: XRP\_RF  
Actual: XRP\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.053222  
Mean Absolute Error 0.041806  
Mean Abs. Percent Error 115.1048  
Theil Inequality Coefficient 0.825118  
Bias Proportion 0.152850  
Variance Proportion 0.491154  
Covariance Proportion 0.355996



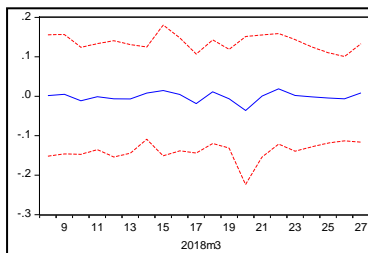
## TGARCH(1,1)



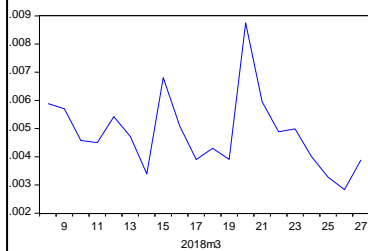
Forecast: XRP\_RF  
Actual: XRP\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.053222  
Mean Absolute Error 0.041806  
Mean Abs. Percent Error 115.1048  
Theil Inequality Coefficient 0.825118  
Bias Proportion 0.152850  
Variance Proportion 0.491154  
Covariance Proportion 0.355996



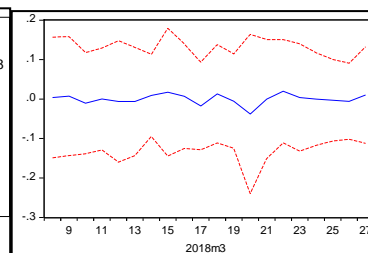
## EGARCH (1,1)



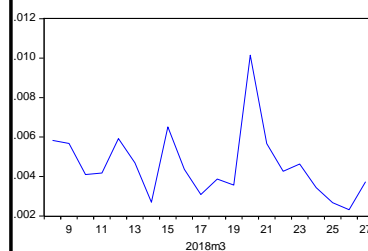
Forecast: XRP\_RF  
Actual: XRP\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.052725  
Mean Absolute Error 0.041197  
Mean Abs. Percent Error 110.7539  
Theil Inequality Coefficient 0.813315  
Bias Proportion 0.126236  
Variance Proportion 0.492478  
Covariance Proportion 0.381286



## PGARCH (1,1)



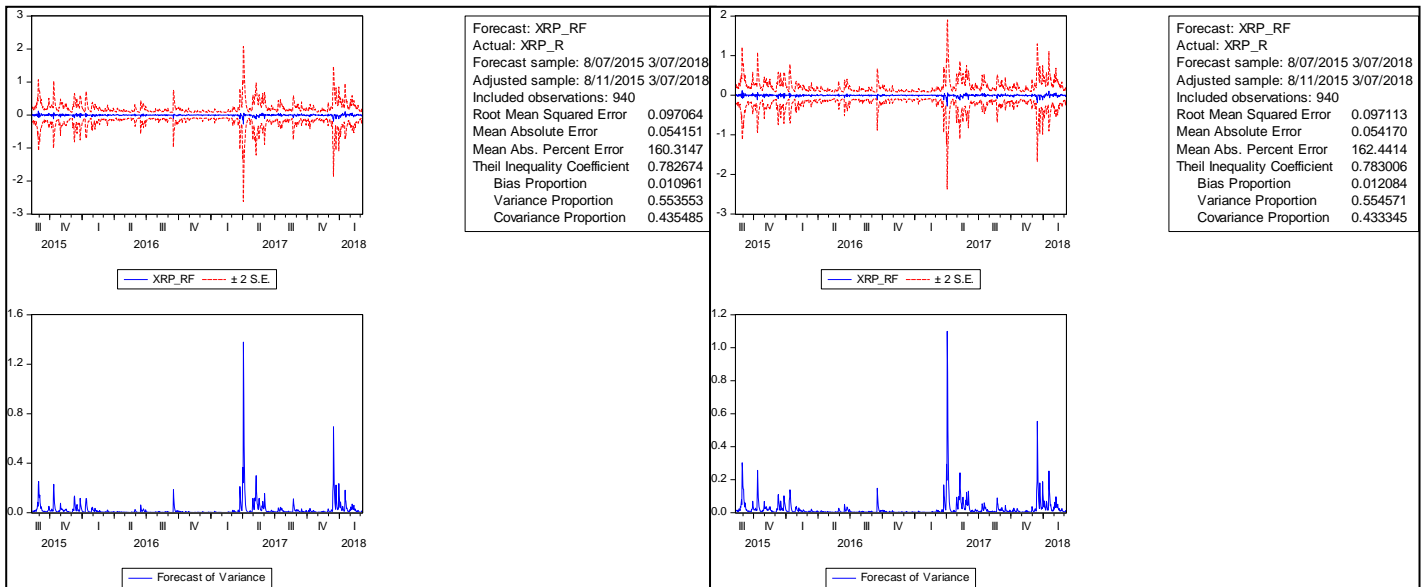
Forecast: XRP\_RF  
Actual: XRP\_R  
Forecast sample: 3/08/2018 3/27/2018  
Included observations: 20  
Root Mean Squared Error 0.053135  
Mean Absolute Error 0.041700  
Mean Abs. Percent Error 114.5832  
Theil Inequality Coefficient 0.811586  
Bias Proportion 0.140161  
Variance Proportion 0.466670  
Covariance Proportion 0.393169



# Ripple (stjudenta sadalījums) prognoze (in sample)

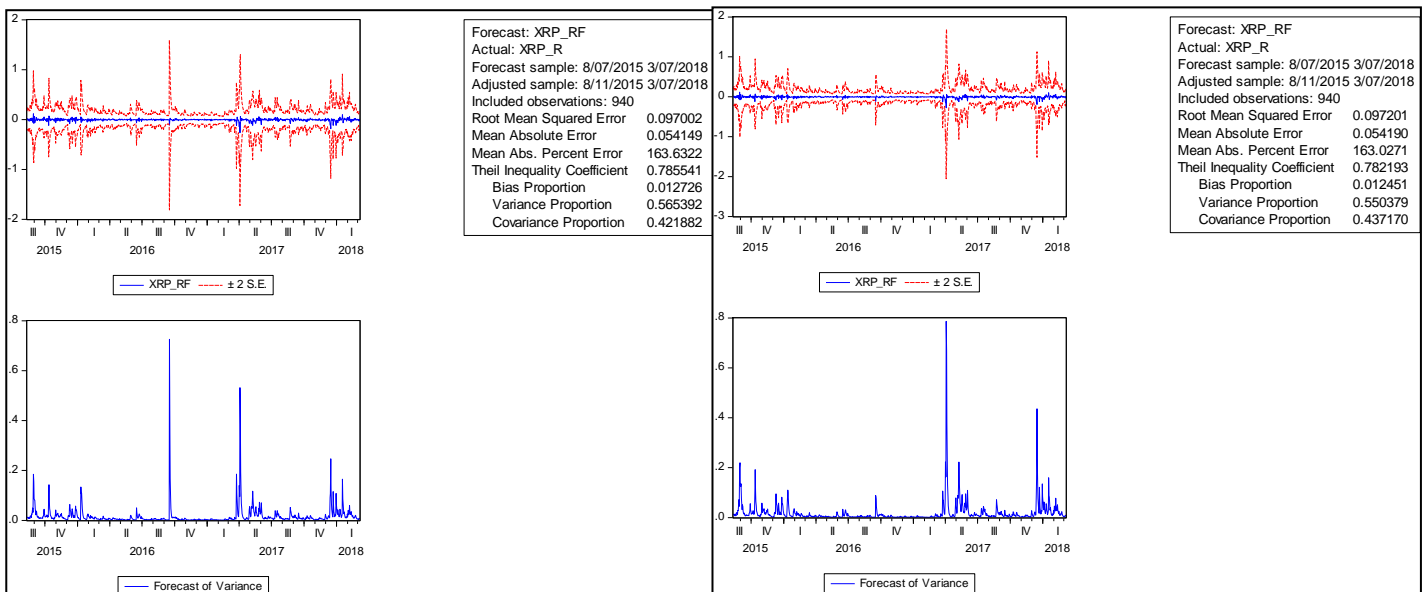
## GARCH(1,1)

## TGARCH(1,1)



## EGARCH (1,1)

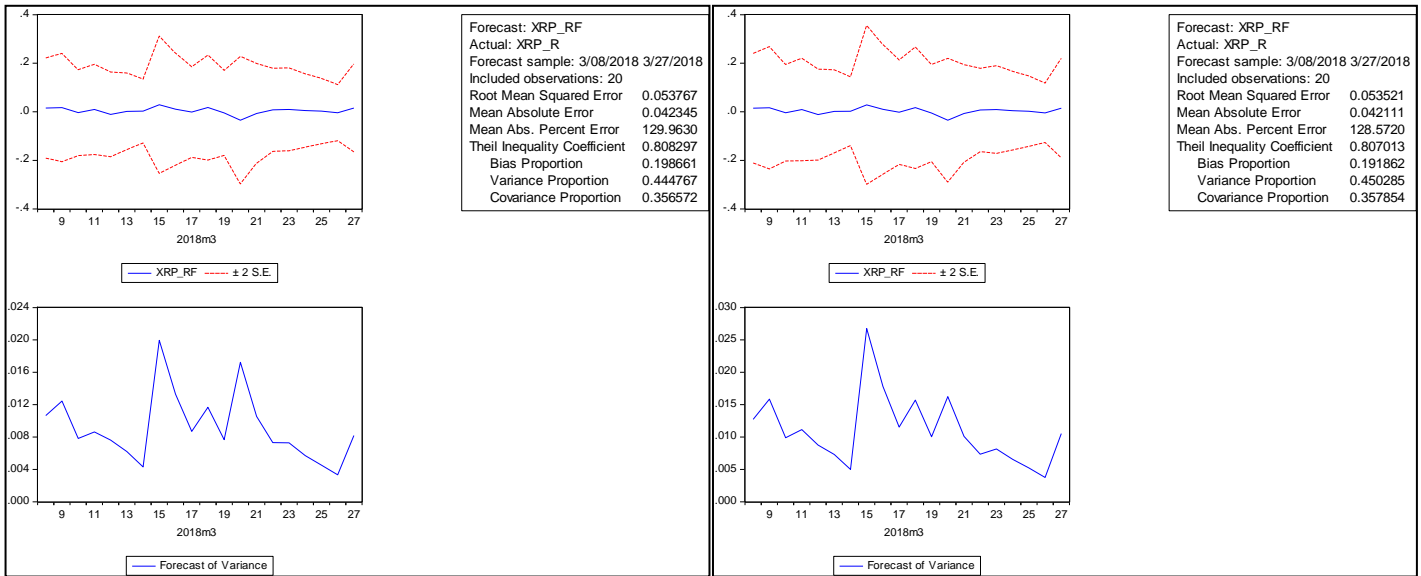
## PGARCH (1,1)



# Ripple (stjudenta sadalījums) prognoze (out of sample)

## GARCH(1,1)

## TGARCH(1,1)



## EGARCH (1,1)

## PGARCH (1,1)

