

# Analiza rentabilitatii Ethereum

## INTRODUCERE

- Care este problema pe care incercati sa o rezolvati (sau intrebarea, investigatia)

Studiul prezintă principalele avantaje și un scurt istoric a uneia dintre cele mai populare și mai apreciate criptomonede respectiv Ethereum. Scopul cercetării este de a vedea cât de sigură este această criptomonedă pentru adoptarea ei ca o monedă oficială de întreagă planetă, cât și pentru investitorii ce doresc să o cumpere, ce avantaje prezintă, precum și cât de volatilă este aceasta.

- De ce este importanta pentru o firma (sau cine ia decizii)?

Personal, pentru membrii din echipa? Considerăm că adoptarea criptomonedelor ca și metodă de plată este destul de importantă pentru toate firmele, întrucât criptomonedele au devenit foarte populare în ultimii ani și apetitul pentru tehnologie este din ce în ce mai mare în rândul populației.

- Ce solutii au fost incercate in cercetari de alti oameni? (mic literature review)

În articolul postat de Universitatea Zurich (2021) s-a concluzionat că 2021 ar putea deveni cunoscut drept anul în care arta digitală a explodat. Pe 11 Martie 2021, un investitor în criptomonede a plătit 69 de milioane de dolari pentru pictura digitală „Everydays: The First 5000 Days” în timpul unei licitații organizate de Christie’s. GIF Fomo care clipește este în prezent de vânzare pentru 2 milioane de dolari — de 60 de ori mai mult decât a fost vândut acum doar nouă luni. Și o serie de 10.000 de ilustrații simple ale maimuțelor, numite Bored Ape Yacht Club, valorează în mod colectiv mai mult de un miliard de dolari. Există și studii legate de eficiența investițiilor în piețele de criptomonede. Astfel, Le Tran și Leirvik (2020) analizează în lucrarea lor randamentul pe care îl au aceste monede pe piața crypto. Au fost analizate 5 criptomonede: BTC, EOS, ETH, LTC, XRP, care în prezent sunt cele mai eficiente în tranzacții, chiar dacă în trecut nu prezentau un randament așa de mare. Piața crypto a început să primească din ce în ce mai multă atenție atât din partea publicului obișnuit cât și din partea trader-ilor sau broker-ilor în ultimii 3 ani. Analiza a arătat că probabil cel mai productiv an a fost anul 2017 cu creșteri și volume impresionante, păstrându-se o eficiență medie în 2018. Totodată, se observă că piața crypto este direct influențată și instabilă la

numeroase evenimente. Cât despre randamentul criptomonedelor analizate, spre exemplu, un randament simplu de 5% va avea un randament logaritmic de aproximativ  $\log(1.05) = 4,88\%$ , iar un randament simplu de 10% va fi aproximativ  $\log(1.1) = 9.53\%$  în randamentul log. Pentru randamente simple negative, randamentul log-retur corespunzător va fi mai mare în termeni absoluți. Piețele criptomonedelor se îmbunătățesc într-un ritm excepțional, cu volumul care se mărește treptat și sunt din ce în ce mai puțin volatile.

- Care este soluția voastră (metodologie: formalizarea problemei, colectarea datelor, modelare)

Datele au fost extrase de pe site-ul yahoofinance, iar prelucrarea propriu-zisă și analizele pentru construirea modelelor de tipul seriilor de timp au fost realizate cu ajutorul programului Rstudio, iar două dintre grafice au fost realizate în Excel pentru o mai bună vizualizare. Inițial am realizat statisticile descriptive ale criptomonedelor ulterior, cu ajutorul RStudio am creat pentru fiecare criptomonedă în parte câte un model de tipul ARCH, respectiv GARCH care ne ajută în determinarea volatilității acestora.

- Rezultatele obținute (interpretare)

Din studiul de caz efectuat s-a putut observa că ETH nu prezintă volatilități mari pe parcursul perioadei analizate de 4 ani, respectiv Aprilie 2019 -Aprilie 2022, aceasta pare destul de stabilă și sigură cu excepția perioadei de pandemie și a apariției virusului Covid-19, preluând un șoc destul de puternic care a afectat prețul acesteia, urmând să se redreseze și să continue pe o pantă cu trend ascendent. Cu siguranță astfel de evenimente au efecte în toate domeniile, prețul aurului, al petrolului, sau pretul acțiunilor la cele mai importante companii, fiind și ele afectate de o astfel de perioade de incertitudine și frică . În ultimii doi ani s-a remarcat un apetit crescut al populației în folosirea de criptomonede, apărând chiar și bancomate și bănci de criptomonede în majoritatea țărilor, dar și pentru cumpărarea de NFT-uri tot mai multe vedete cumpărând astfel de active prezentându-le pe rețelele de socializare.

- Concluzii, limitări și posibile îmbunătățiri

Scopul cercetării a fost de a studia avantajele criptomonedelor, cât de volatile și cât de sigure sunt acestea pentru investitori, cât și pentru populația de rând. Din punct de vedere tehnologic, criptomonedele prezintă tehnologii de ultimă oră ce asigură securitatea datelor și facilitează astfel de tranzacțiile între utilizatori, precum și între utilizator și broker. Așadar, considerăm că majoritatea criptomonedelor prezintă beneficii notabile din punct de vedere tehnologic, cât și din punct de vedere a practicabilității acestora, fiind stabile și prospere în perioade lipsite de dezastre sau crize.

### ***Incarcarea datelor si instalarea librariilor necesare***

```
library(tidyverse)
```

```
-- Attaching packages ----- tidyverse 1.3.2 --
v ggplot2 3.4.0      v purrr   1.0.1
v tibble  3.1.8      v dplyr  1.0.10
v tidyr   1.2.1      v stringr 1.5.0
v readr   2.1.3      v forcats 0.5.2
-- Conflicts ----- tidyverse_conflicts() --
x dplyr::filter() masks stats::filter()
x dplyr::lag()     masks stats::lag()
```

```
library(fGarch)
```

NOTE: Packages 'fBasics', 'timeDate', and 'timeSeries' are no longer attached to the search() path when 'fGarch' is attached.

If needed attach them yourself in your R script by e.g.,  
 require("timeSeries")

```
library(forecast)
```

Registered S3 method overwritten by 'quantmod':  
 method from  
 as.zoo.data.frame zoo

```
library(lmtest)
```

Loading required package: zoo

Attaching package: 'zoo'

The following objects are masked from 'package:base':

```
as.Date, as.Date.numeric
```

```
library(FinTS)
```

Attaching package: 'FinTS'

The following object is masked from 'package:forecast':

Acf

```
library(tseries)
library(readxl)
library(lubridate)
```

Loading required package: timechange

Attaching package: 'lubridate'

The following objects are masked from 'package:base':

date, intersect, setdiff, union

```
library(nortsTest)
```

Registered S3 methods overwritten by 'nortsTest':

method	from
autoplot.ts	forecast
fortify.ts	forecast

```
library(urca)
library(gt)
library(ggplot2)
eth <- read_excel("C:/Users/UserXp/Desktop/scoala/stiintadatelor/ETH-USD (1)1.xlsx")
```

## STATISTICI DESCRIPTIVE

```
summary(eth$`Adj Close`)
```

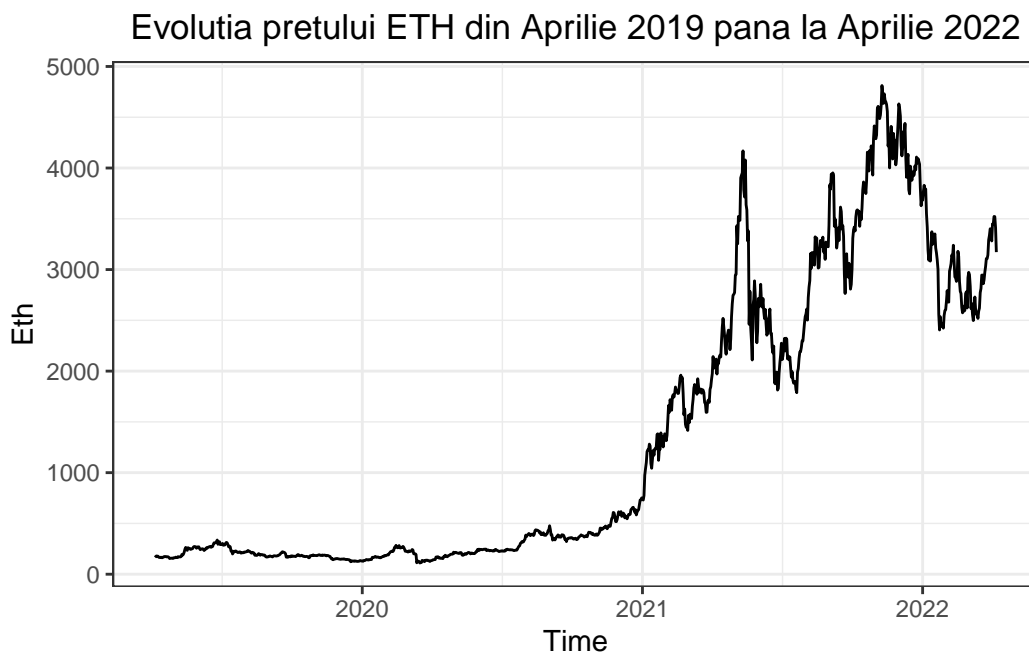
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
110.6	206.8	391.1	1335.6	2557.9	4812.1

Minimul înregistrat în această perioadă de timp pentru prețul unui monede ETH în dolari este de 110.60\$ în data de 16.03.2020, pe când prețul mediu a unui ETH este de 1335.6 \$. Totodată se remarcă faptul că cea mai întâlnită valoare este de 1335.6 \$. Mai puțin de un sfert din prețurile înregistrate pentru această monedă nu au depășit valoarea de 206.8\$, pe când trei sferturi din prețurile înregistrate nu au depășit valoarea de 2557.9\$. Prețul maxim care a fost înregistrat pentru această monedă în perioada prezentată anterior a fost de 4812.2 \$ în ziua de 8 noiembrie 2021.

## DECLARAREA SERIEI DE TIMP

```
# Declararea seriei de timp
y <- ts(eth$`Adj Close`, start = decimal_date(as.Date("2019-04-06")), frequency = 365)

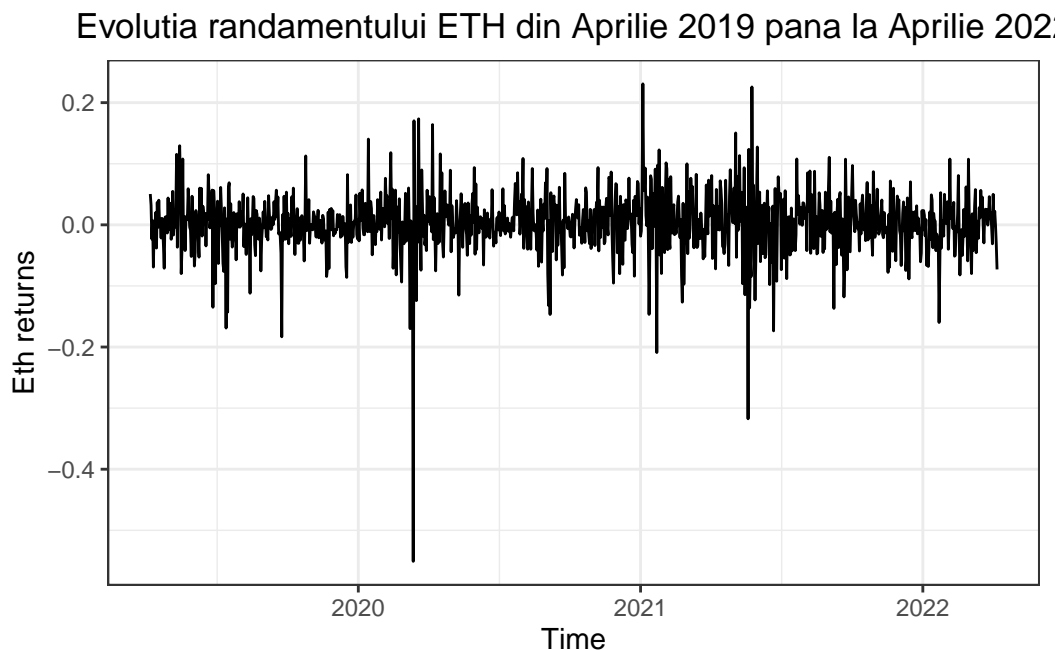
# Graficul Eth
autoplot(y) + theme_bw() +
  ylab('Eth') +
  ggtitle('Evolutia pretului ETH din Aprilie 2019 pana la Aprilie 2022') +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```



## CALCULAREA RENTABILITĂȚII

```
# Calcularea rentabilitatii
y_returns <- diff(log(y))

# Graficul rentabilitatii Eth
autoplot(y_returns) + theme_bw() +
  ylab('Eth returns') +
  ggtitle('Evolutia randamentului ETH din Aprilie 2019 pana la Aprilie 2022') +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```



În figura de mai sus putem observa graficul evoluției randamentului monedei ETH, din aprilie 2019 până în aprilie 2022. Se observă un randament negativ la începutul anului 2020 datorită apariției pandemiei. O altă astfel de perioadă ce prezintă un randament negativ este vara anului 2021, atunci când un raport global a arătat că cele 2 monede au un consum imens de energie pentru securizarea și efectuarea plăților decât întreaga populație a Thailandei, o țară cu o populație de peste 90 de milioane de persoane.

Majoritatea valorilor randamentului sunt centrate în jurul valorii nule, cu diferențe nesemnificative de la o zi la alta, ceea ce înseamnă că, cu excepția a foarte puține perioade, moneda nu prezintă o volatilitate mare.

## ESTIMAREA ECUAȚIEI MEDIEI

Pasul următor constă în verificarea staționarității seriei de date. Verificăm dacă seria *eth* este staționară cu testul Augmented Dickey–Fuller (trend + intercept), deoarece seria noastră originală prezintă trend așa cum a fost prezentată anterior.

```
# Estimarea ecuatiei mediei

# Partea 1 - pas 1: stationaritatea
adf_trend <- ur.df(y, type='trend', selectlags = c("AIC"))
summary(adf_trend) # serie nestationara deoarece |test statistic| < |critical values|

#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####

Test regression trend

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-905.71  -14.17   -1.84   13.56  516.86

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -6.285548    6.469234  -0.972   0.3315
z.lag.1      -0.009283    0.004061  -2.286   0.0225 *
tt           0.039366    0.017976   2.190   0.0287 *
z.diff.lag   -0.066400    0.030279  -2.193   0.0285 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 93.28 on 1091 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.009826, Adjusted R-squared:  0.007103
F-statistic: 3.609 on 3 and 1091 DF,  p-value: 0.01299

Value of test-statistic is: -2.2857 2.1623 2.6979
```

Critical values for test statistics:

	1pct	5pct	10pct
tau3	-3.96	-3.41	-3.12
phi2	6.09	4.68	4.03
phi3	8.27	6.25	5.34

Observăm ca valorile testului statistic in modul sunt mai mici decât valorile critice in modul , respectiv  $|-2.857| < |-3.96|$  ;  $|-2.857| < |-3.41|$  ;  $|-2.857| < |-3.12|$  respectiv  $|2.16| < |6.09|$  , și așa mai departe . Prin urmare seria noastră originala este nestaționară.

Urmează să verificăm acum daca seria rentabilităților este staționară; pentru aceasta, o logarităm înainte, pentru ca este cu siguranță nestaționară in dispersie. Seria nu mai prezintă trend, prin urmare in cod am ales opțiunea type= none. În figura de mai jos observăm că valoarea testului statistic este de -22.92, iar această valoare in modul este cu siguranță mai mare decât toate valorile în modul ale valorilor critice pentru toate pragurile de semnificație, așadar seria rentabilităților este cu siguranță staționară.

```
# verificam acum daca seria rentabilitatilor este stationara
adf_none <- ur.df(y_returns, type='none', selectlags = c("AIC")) # verificam pentru type =
summary(adf_none) # serie stationara |test statistic| > |valori critice|
```

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
```

Test regression none

Call:

```
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)
```

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.55236	-0.01958	0.00264	0.02806	0.23504

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
z.lag.1	-1.01337	0.04421	-22.920	<2e-16 ***
z.diff.lag	-0.05169	0.03024	-1.709	0.0877 .
---				



Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.05015 on 1092 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5352, Adjusted R-squared: 0.5343

F-statistic: 628.6 on 2 and 1092 DF, p-value: < 2.2e-16

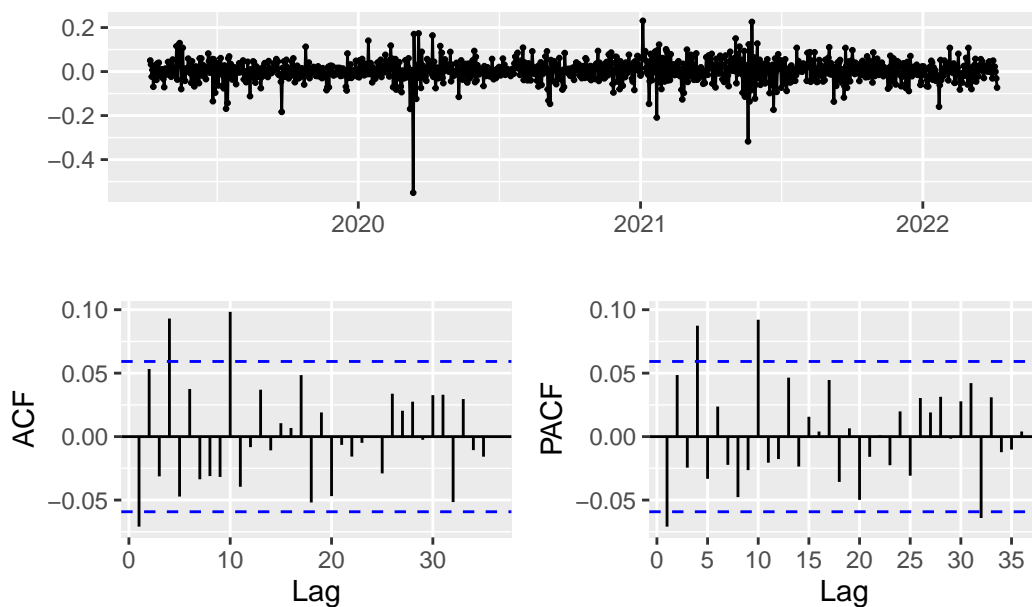
Value of test-statistic is: -22.9195

Critical values for test statistics:

	1pct	5pct	10pct
tau1	-2.58	-1.95	-1.62

În continuare ne propunem să identificăm modelul ARIMA optim pe baza corelogramei.

```
# Partea 1 - pas 2: estimam ecuatia mediei cu ARIMA
ggtsdisplay(y_returns, lag.max = 36)
```



Analizând corelograma parțială (PACF) din Figura de mai sus, observăm că primul lag depășește linia punctată, prin urmare valoarea termenului  $p$  din modelul ARIMA  $(p,d,q)$  va fi egală cu 1. În ceea ce privește autocorelograma (ACF), identificăm valoarea lui  $q$  egală cu 1.

Având în vedere că seria este deja staționară, așa cum am demonstrat anterior, valoarea termenului  $d$  va fi egală cu 0. Staționaritatea seriei se poate observa și din primul grafic prezentat anterior. Așadar vom încerca să construim un model ARIMA (1,0,1) .

Observăm că avem coeficienți semnificativi pentru modelul ales, iar aceștia sunt reprezentați prin cele trei \*\*\* .

```
# vom estima initial AR(1), MA(1)

arima101 <- Arima(y_returns, order = c(1,0,1))
coeftest(arima101) # MA(1) nesemnificativ
```

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
ar1	-0.8470040	0.0660944	-12.8151	< 2e-16 ***
ma1	0.7837913	0.0761679	10.2903	< 2e-16 ***
intercept	0.0026982	0.0014547	1.8548	0.06363 .

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
summary(arima101)
```

Series: y\_returns  
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean

Coefficients:

	ar1	ma1	mean
	-0.8470	0.7838	0.0027
s.e.	0.0661	0.0762	0.0015

sigma^2 = 0.002492: log likelihood = 1731.32  
AIC=-3454.65 AICc=-3454.61 BIC=-3434.65

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	-4.018405e-06	0.04985535	0.03414899	95.13103	149.3077	0.6523311

ACF1  
Training set 0.003471347

Ecuatia mediei =  $(-1) + (-1)$

$( ) = -0.84(-1) + 0.78(-1) +$

Pentru a ne asigura că modelul identificat mai sus , respectiv ARIMA (1,0,1) , este unul bun care să ne ajute și să fie relevant în analiză vom testa dacă acesta prezintă efecte ARCH.

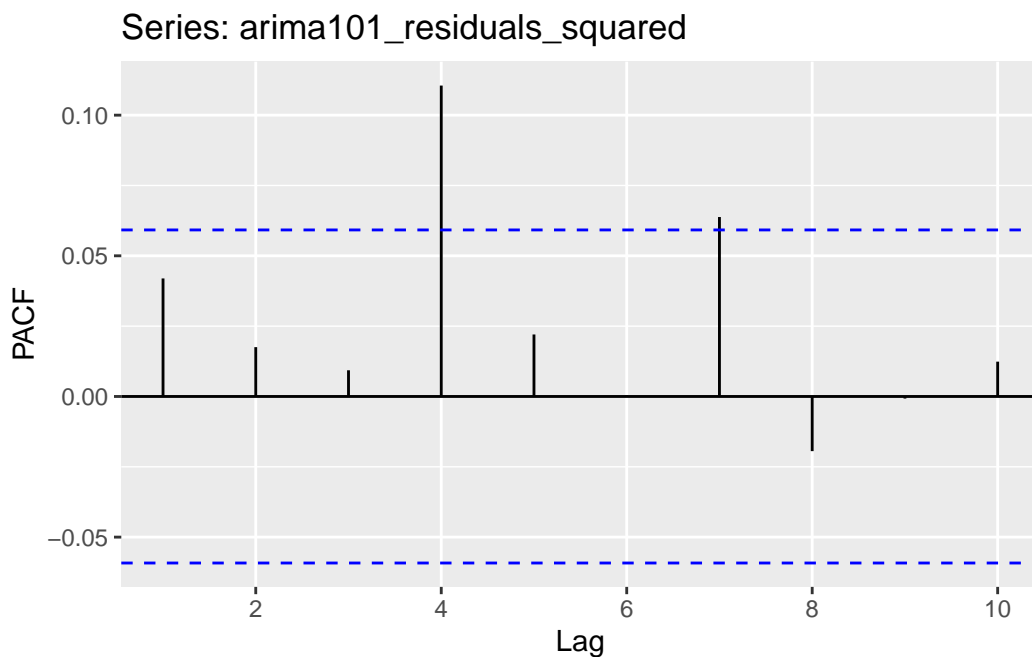
```
# Partea 2 - pas 1: Verificam daca avem efecte ARCH
ArchTest(residuals(arima101), lag = 4) # p < 0.1 => efecte ARCH
```

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

```
data: residuals(arima101)
```

```
Chi-squared = 15.658, df = 4, p-value = 0.003513
```

```
arima101_residuals_squared <- residuals(arima101)^2
ggPacf(arima101_residuals_squared, 10) # primele 4 laguri
```



Analizând corelograma parțială observăm că avem efecte ARCH începând cu lagul 4 și vom testa această ipoteză folosind funcția Archtest. Valoarea lui p value din output-ul obținut

respectiv 0.003513 este mai mică decât 0.1, prin urmare se respinge ipoteza nulă conform căreia nu avem efect ARCH și se acceptă ipoteza alternativă în care avem efecte ARCH.

```
# Partea 2 - pas 2: estimam modelul GARCH
# Incepem cu un ARCH cu 2 laguri
arch.fit <- garchFit(~arma(1,1) + garch(4,0), data = y_returns, trace = F)
summary(arch.fit) # model cu coef semnificativi, dar inca avem hetero
```

Title:

GARCH Modelling

Call:

```
garchFit(formula = ~arma(1, 1) + garch(4, 0), data = y_returns,
  trace = F)
```

Mean and Variance Equation:

```
data ~ arma(1, 1) + garch(4, 0)
<environment: 0x00000226fa93bbc0>
[data = y_returns]
```

Conditional Distribution:

norm

Coefficient(s):

mu	ar1	ma1	omega	alpha1	alpha2
0.0028968	0.2231024	-0.2285188	0.0014436	0.0397897	0.0926666
alpha3	alpha4				
0.0635778	0.2220260				

Std. Errors:

based on Hessian

Error Analysis:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
mu	0.0028968	0.0022326	1.297	0.19446
ar1	0.2231024	0.5230057	0.427	0.66969
ma1	-0.2285188	0.5231578	-0.437	0.66225
omega	0.0014436	0.0001113	12.969	< 2e-16 ***
alpha1	0.0397897	0.0233091	1.707	0.08781 .
alpha2	0.0926666	0.0347781	2.665	0.00771 **
alpha3	0.0635778	0.0286559	2.219	0.02651 *

```
alpha4 0.2220260 0.0382127 5.810 6.24e-09 ***
```

```
---
```

```
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Log Likelihood:
```

```
1800.341 normalized: 1.642647
```

```
Description:
```

```
Tue Sep 12 16:13:30 2023 by user: UserXp
```

```
Standardised Residuals Tests:
```

			Statistic	p-Value
Jarque-Bera Test	R	Chi <sup>2</sup>	774.741	0
Shapiro-Wilk Test	R	W	0.9545281	0
Ljung-Box Test	R	Q(10)	17.84377	0.05765685
Ljung-Box Test	R	Q(15)	20.27386	0.1616769
Ljung-Box Test	R	Q(20)	29.05272	0.08672645
Ljung-Box Test	R <sup>2</sup>	Q(10)	11.08756	0.3507368
Ljung-Box Test	R <sup>2</sup>	Q(15)	14.60155	0.4804805
Ljung-Box Test	R <sup>2</sup>	Q(20)	28.24639	0.1036938
LM Arch Test	R	TR <sup>2</sup>	14.25175	0.2849218

```
Information Criterion Statistics:
```

AIC	BIC	SIC	HQIC
-3.270695	-3.234203	-3.270801	-3.256887

```
# LM Arch Test p < 0.1
#nu avem lm >0.1
```

Valoarea p-value a tuturor parametrilor alpha este mai mică de de 0.05, excepție făcând alpha1, indicând că aceștia sunt semnificativi din punct de vedere statistic. Din Figura de mai sus, putem scrie atât ecuația varianței a modelului, cât și ecuația mediei. Ecuația dispersiei:  $= 0.0014436 + 0.0397896 * (-1)^2 + 0.0926662 * (-2)^2 + 0.0635777 * (-3)^2 + 0.2220263 * (-4)^2$

Ecuația mediei :  $= 0.0028968 + 0.2230998 * -1 +$

Unde: reprezintă erorile sau reziduurile modelului la un moment dat, iar dispersia tot la un moment de timp dat

Pentru a ne asigura de bonitatea modelului vom efectua câteva teste care analizează reziduurile modelului pentru a ne asigura de validitatea acestuia, precum : Jarque – Bera, Shapiro – Wilk, Ljung -Box, ARCH Lagrange Multiplier.

Ipotezele testului Jarque-Bera : H0: Distribuție normală a datelor H1: Distribuția nu este normală

Ipotezele testului Shapiro-Wilk : H0: Distribuție normală a datelor H1: Distribuția nu este normală

Ipotezele testului Ljung-Box: H0: rezidurile nu sunt autocorelate (datele sunt distribuite independent) H1: rezidurile sunt autocorelate (datele nu sunt distribuite independent)

Conform testelor Jarque – Bera și Shapiro – Wilk, vom accepta ipoteza conform căreia reziduurile nu sunt normal distribuite, deoarece valoarea ambelor teste este mai mică de 0.1. Dacă ne uităm la testele Ljung -Box, acestea ne arată că nu avem autocorelare in medie (cu excepția lagului 10 și 20) sau in varianță, deoarece valorile testelor sunt mai mari de 0.1. Când privește testul LM Arch, pe baza acestuia putem accepta ipoteza nulă conform căreia modelul nu prezintă heteroscedasticitate, deoarece valoarea testului este mai mare de 0.1.

Cu siguranță ne dorim să îmbunătățim modelul obținut mai sus, deoarece prezintă câteva minusuri cum ar fi:

Nu este respectată proprietatea conform căreia:  $\alpha_1 < \alpha_2 < \alpha_3 < \alpha_4$ ;

Suma coeficienților alpha însumați se află între 0 și 1, însă valoarea acesteia este destul de scăzută, prin urmare modelul nu este persistent.

Astfel, vom încerca să îmbunătățim modelul anterior prin implementarea modelului Garch . După mai multe încercări, am ajuns la rezultatul potrivit căruia modelul Garch (1,1) este cel mai relevant pentru setul nostru de date , așa cum reiese din outputul de mai jos. `garchFit(~garch(1,1), data = y_returns, trace = F)`

```
# GARCH(1,1)
garch.fit <- garchFit(~garch(1,1), data = y_returns, trace = F)
summary(garch.fit) # model cu coef semnificativi, fara heteroschedasticitate
```

Title:

GARCH Modelling

Call:

`garchFit(formula = ~garch(1, 1), data = y_returns, trace = F)`

Mean and Variance Equation:

`data ~ garch(1, 1)`

<environment: 0x00000226fbafacc0>

[data = y\_returns]

Conditional Distribution:

norm

Coefficient(s):

	mu	omega	alpha1	beta1
	0.00333335	0.00015978	0.12015952	0.82763619

Std. Errors:

based on Hessian

Error Analysis:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
mu	3.333e-03	1.352e-03	2.466	0.01367 *
omega	1.598e-04	4.884e-05	3.272	0.00107 **
alpha1	1.202e-01	2.542e-02	4.728	2.27e-06 ***
beta1	8.276e-01	3.407e-02	24.289	< 2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Log Likelihood:

1783.881      normalized: 1.627628

Description:

Tue Sep 12 16:13:30 2023 by user: UserXp

Standardised Residuals Tests:

			Statistic	p-Value
Jarque-Bera Test	R	Chi^2	3675.091	0
Shapiro-Wilk Test	R	W	0.9335657	0
Ljung-Box Test	R	Q(10)	12.74662	0.2381859
Ljung-Box Test	R	Q(15)	15.09002	0.4449522
Ljung-Box Test	R	Q(20)	24.02364	0.2413611
Ljung-Box Test	R^2	Q(10)	12.59863	0.2469865
Ljung-Box Test	R^2	Q(15)	13.47872	0.5653737
Ljung-Box Test	R^2	Q(20)	15.00148	0.7763228
LM Arch Test	R	TR^2	12.84737	0.3802317

Information Criterion Statistics:

AIC	BIC	SIC	HQIC
-3.247958	-3.229712	-3.247984	-3.241054

```
# si fara autocorelare
```

Observăm în cazul de față că toți coeficienții sunt semnificativi din punct de vedere statistic, ceea ce nu se întâmplă și în cazul modelului ARCH prezentat anterior, iar cei marcați cu \*\*\* sunt semnificativi statistic pentru un interval de încredere de 99%. Așadar, putem scrie o nouă ecuație a mediei și a dispersiei.

Ecuația dispersiei:  $= 0.000159 + 0.12 * \text{---}12 + 0.827 * \text{---}1$

Ecuația mediei :  $= 0.00333 +$

```
# In practica, GARCH(1,1) e o alternativa mai buna a unui ARCH de ordin mare
# Se estimeaza GARCH(2,2) doar atunci cand avem date pe cateva decade, in general
# GARCH(1,1) este indeajuns

# Ecuatia mediei
# yt = 0.00333 + epsilon_t
# Ecuatia variantei
# ht = 0.000154 + 0.12*ht-1^2 + 0.827*ht-1

# Verificare conditie
0.000154 + 0.12 + 0.827 #0.947 => aproape de 1, deci model persistent
```

```
[1] 0.947154
```

```
0.67+0.03+0.24
```

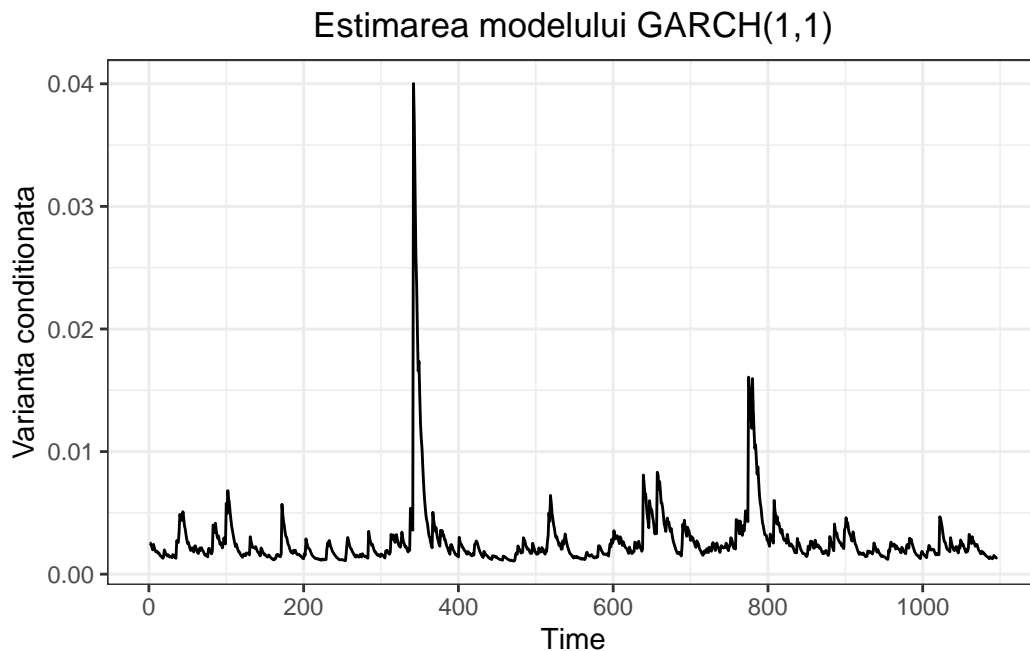
```
[1] 0.94
```

Remarcăm că suma coeficienților omega, alpha1 și beta1 este de 0.947, foarte apropiată de valoarea 1, prin urmare modelul este persistent.

```
# Serie variantei conditionate
garch_conditional_variance <- as.ts(garch.fit@h.t)

# Graficul variantei conditionate
autoplot(garch_conditional_variance) + theme_bw() +
  ylab('Varianta conditionata') +
  ggtitle('Estimarea modelului GARCH(1,1)') +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```





Analizând graficul din Figura de mai sus putem observa că moneda ETH nu prezintă în general o volatilitate mare, excepție fiind două perioade: perioada începutului de an 2020, respectiv lunile Martie, Aprilie ale anului 2020, când se înregistrează o valoare destul de ridicată. Acest lucru era de așteptat, multe dintre acțiuni sau chiar alte monede au avut fluctuații destul de mari datorită apariției pandemiei, perioada a fost dominată de incertitudine și frică. O altă perioadă în care s-a înregistrat o volatilitate destul de ridicată este vara anului 2021, când au fost publicate niște rapoarte de consum de energie, care menționau că ETH folosea o cantitate exagerată de energie pentru tranzacțiile sale, problema a fost remediată ulterior prin lansarea unor update-uri pentru rețeaua de criptomonedă respectivă. Per total moneda pare a fi destul de stabilă, nevolatilă ceea ce o face destul de sigură pentru investitori și își pastrează popularitatea, fiind destul de sigură pe termen lung.

## CONCLUZII

Din studiul de caz efectuat pe parcursul lucrării s-a putut observa că moneda supusă analizei noastre nu prezintă volatilități mari pe parcursul perioadei analizate de 4 ani, respectiv Aprilie 2019 -Aprilie 2022, aceasta pare destul de stabilă și sigură cu excepția perioadei de pandemie și a apariției virusului Covid-19, preluând un șoc destul de puternic care a afectat prețul acesteia, urmând să se redreseze și să continue pe o pantă cu trend ascendent. Cu siguranță astfel de evenimente au efecte în toate domeniile, prețul aurului, al petrolului, sau prețul acțiunilor la cele mai importante companii, fiind și ele afectate de o astfel de perioade de incertitudine și frică. În ultimii doi ani s-a remarcat un apetit crescut al populației în folosirea de criptomonede, apărând chiar și bancomate și bănci de criptomonede în majoritatea țărilor, dar și pentru

cumpărarea de NFT-uri tot mai multe vedete cumpărând astfel de active prezentându-le pe rețelele de socializare.

Așadar, consideram că majoritatea criptomonedelor prezintă beneficii notabile din punct de vedere tehnologic, cât și din punct de vedere a practicalității acestora, fiind stabile și prospere în perioade lipsite de dezastre sau crize așa cum se poate vedea și în studiul realizat.