



TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN HARGA CRYPTOCURRENCY  
MENGGUNAKAN MARKOV SWITCHING  
AUTOREGRESSIVE**

AKHMAD RIDHO ASHARIANSYAH  
NRP 062116 4000 0089

Dosen Pembimbing  
Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D.  
Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si.

PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2020





TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN HARGA CRYPTOCURRENCY  
MENGGUNAKAN MARKOV SWITCHING  
AUTOREGRESSIVE**

AKHMAD RIDHO ASHARIANSYAH  
NRP 062116 4000 0089

Dosen Pembimbing  
Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D.  
Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si.

PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2020





**FINAL PROJECT - KS184822**

## **CRYPTOCURRENCY PRICE MODELLING USING MARKOV SWITCHING AUTOREGRESSIVE**

**AKHMAD RIDHO ASHARIANSYAH  
SN 062116 4000 0089**

**Supervisors**  
**Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D.**  
**Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si.**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2020**



## LEMBAR PENGESAHAN

### PEMODELAN HARGA CRYPTOCURRENCY MENGGUNAKAN MARKOV SWITCHING AUTOREGRESSIVE

#### TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika  
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh :

**Akhmad Ridho Ashariansyah**

NRP. 062116 4000 0089

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

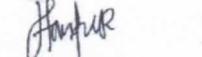
**Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D.**

NIP. 19621015 198803 1 002

(  )

**Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si.**

NIP. 19800418 200312 2 001

(  )

Mengetahui,  
Kepala Departemen Statistika  
FSAD ITS



**Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si.**

NIP. 19691212 199303 2 002

Surabaya, Juli 2020

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **PEMODELAN HARGA CRYPTOCURRENCY MENGGUNAKAN MARKOV SWITCHING AUTOREGRESSIVE**

<b>Nama Mahasiswa</b>	<b>:</b> Akhmad Ridho Ashariansyah
<b>NRP</b>	<b>:</b> 062116 4000 0089
<b>Departemen</b>	<b>:</b> Statistika-FSAD-ITS
<b>Dosen Pembimbing</b>	<b>:</b> Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D. Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si.

## **Abstrak**

Perdagangan merupakan sebuah kegiatan tukar menukar barang atau jasa yang dilakukan manusia untuk memenuhi kebutuhan hidup. Sejarah alat perdagangan manusia dimulai dari sistem pertukaran barang atau barter, kemudian tercipta uang kartal dan giral, sampai munculnya uang elektronik. Seiring dengan perkembangan teknologi, muncul kekhawatiran penyalahgunaan harta serta data pada uang elektronik oleh pihak ketiga. Cryptocurrency hadir sebagai metode pembayaran digital bersistem kriptografi serta dapat menjaga kerahasiaan data pemiliknya karena tidak bisa dilacak oleh pihak ketiga lainnya. Bitcoin menjadi pionir munculnya cryptocurrency terdesentralisasi sepenuhnya. Cryptocurrency tidak sepenuhnya bagus, namun terdapat pergerakan harga yang sangat cepat dari waktu ke waktu. Faktor penyebab fluktuasi harga cryptocurrency yaitu adanya batas ketersediaan pasokan koin. Fluktuasi harga cryptocurrency dapat merubah harga secara signifikan dalam waktu yang sangat cepat, hal ini menyebabkan pola data yang berubah-ubah dari waktu ke waktu. Pola data yang berubah-ubah dapat diselesaikan dengan metode Markov Switching Autoregressive (MSAR) menggunakan algoritma EM (Expectation Maximization) agar meminimalisir risiko kerugian pemilik aset kripto. Data yang digunakan adalah data sekunder harga harian tiga jenis cryptocurrency dengan nilai kapitalisasi pasar terbesar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa bitcoin dan ripple menggunakan model MS(8)AR(1) dan ethereum menggunakan model MS(9)AR(1). Hasil klasifikasi state ripple memiliki nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan bitcoin dan ethereum.

**Kata Kunci:** Cryptocurrency, Fluktuasi, MSAR.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **CRYPTOCURRENCY PRICE MODELLING USING MARKOV SWITCHING AUTOREGRESSIVE**

Name	: Akhmad Ridho Ashariansyah
Student Number	: 062116 4000 0089
Departemen	: Statistika-FSAD-ITS
Supervisors	: Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D. Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si.

## **Abstract**

*Trade is an activity of buying and selling goods or services carried out by humans to meet the necessities of life. The history of trading tools starts from barter systems, then creates currency and demand deposits, until the emergence of electronic money. As technology develops, there are concerns about the misuse of property and data on electronic money by third parties. Cryptocurrency comes as a cryptographic digital payment method and can maintain the confidentiality of the owner's data because it cannot be tracked by other third parties. Bitcoin pioneered the emergence of fully decentralized cryptocurrency. Cryptocurrency is not entirely good, but there are price movements that are very fast from time to time. Factors causing cryptocurrency price fluctuations are the limited supply of coins. Cryptocurrency price fluctuations can change prices significantly in a very fast time, this causes data patterns to change from time to time. Changing data patterns can be solved using the Markov Switching Autoregressive (MSAR) method using the EM (Expectation Maximization) algorithm in order to minimize the risk of loss to the owners of crypto assets. The data used are secondary data on daily prices of three types of cryptocurrency with the largest market capitalization value. The study conducted show that bitcoin and ripple using MS(8)AR(1) model and ethereum used the MS(9)AR(1) model. The ripple state model classification results have a higher accuracy value than bitcoin and ethereum.*

**Keywords:** *Cryptocurrency, Fluctuacy, MSAR*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **KATA PENGANTAR**

Puji syukur penulis panjatkan atas rahmat dan hidayah yang diberikan Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul “Pemodelan Harga *Cryptocurrency* menggunakan *Markov Switching Autoregressive*” dengan lancar. Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D. dan Adatul Mukarromah S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing penulis dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini dengan sabar dan tak lupa memberikan semangat dan motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan penelitian ini.
2. Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si., selaku Kepala Departemen Statistika ITS yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
3. Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si., selaku dosen wali penulis selama masa studi yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika ITS.
4. Dr. Irhamah, S.Si., M.Si. dan Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S., selaku dosen penguji yang selalu sabar dalam mengomentari serta memberikan masukan dan saran dalam penyelesaian tugas akhir.
5. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan yang tak ternilai harganya, serta segenap karyawaan Departemen Statistika ITS.
6. Kedua orang tua, atas segala do'a, nasehat, kasih sayang, dan dukungan yang diberikan kepada penulis demi kesuksesan dan kebahagiaan penulis.
7. Teman-teman Statistika ITS Σ27 angkatan 2016, yang selalu memberikan dukungan kepada penulis selama ini.
8. Semua teman, relasi dan berbagai pihak yang tidak bisa penulis sebutkan namanya satu persatu yang telah membantu dalam penulisan laporan ini.

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, 2020

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>Abstrak.....</b>	<b>ix</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>xi</b>
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>xix</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xxi</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Perumusan Masalah.....	6
1.3. Tujuan.....	6
1.4. Manfaat Penelitian.....	7
1.5. Batasan Masalah .....	7
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>9</b>
2.1. Analisis <i>Time Series</i> .....	9
2.1.1. Uji Stasioneritas .....	9
2.1.2. Autocorrelation Function (ACF).....	10
2.1.3. Model Autoregressive.....	10
2.2. <i>Markov Switching Autoregressive</i> (MSAR) .....	11
2.2.1. Estimasi Parameter Model <i>Markov Switching Autoregressive</i> (MSAR) .....	11
2.2.2. Peluang Perpindahan <i>State</i> .....	15
2.2.3. Uji Signifikansi Parameter .....	16
2.3. <i>Akaike's Information Criterion</i> (AIC).....	16
2.4. Evaluasi Hasil Klasifikasi.....	16
2.5. Cryptocurrency .....	18
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>21</b>
3.1. Sumber Data .....	21
3.2. Variabel Penelitian .....	21
3.3. Langkah Penelitian .....	22
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>25</b>
4.1. Karakteristik Data.....	25

4.2. Uji Stasioneritas.....	27
4.3. Model <i>Markov Switching Autoregressive</i> .....	29
4.3.1. Model <i>Markov Switching Autoregressive Bitcoin</i> .....	30
4.3.2. Model <i>Markov Switching Autoregressive Ethereum</i> .....	32
4.3.3. Model <i>Markov Switching Autoregressive Ripple</i> .....	34
4.4. Perbandingan Performa Klasifikasi <i>State Model MSAR</i>	36
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>39</b>
5.1. Kesimpulan .....	39
5.2. Saran .....	39
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>41</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>45</b>

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Penelitian .....	23
<b>Gambar 4.1</b> Plot <i>Time Series Bitcoin</i> .....	26
<b>Gambar 4.2</b> Plot <i>Time Series Ethereum</i> .....	26
<b>Gambar 4.3</b> Plot <i>Time Series Ripple</i> .....	27
<b>Gambar 4.4</b> Plot ACF (a) <i>Bitcoin</i> (b) <i>Ethereum</i> (c) <i>Ripple</i> .....	28
<b>Gambar 4.5</b> Plot Box-Cox (a) <i>Bitcoin</i> (b) <i>Ethereum</i> (c) <i>Ripple</i> .	29

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b> Confusion Matrix .....	17
<b>Tabel 2.2</b> Confusion Matrix Multiclass .....	17
<b>Tabel 3.1</b> Variabel Penelitian .....	21
<b>Tabel 3.2</b> Struktur Data Penelitian.....	21
<b>Tabel 4.1</b> Statistika Deskriptif Harga Harian <i>Cryptocurrency</i> ...	25
<b>Tabel 4.2</b> Uji ADF Harga Harian <i>Cryptocurrency</i> .....	28
<b>Tabel 4.3</b> Uji ADF Transformasi <i>Log Return</i> Harga Harian <i>Cryptocurrency</i> .....	29
<b>Tabel 4.4</b> Ukuran Kebaikan Model <i>Markov Switching</i> <i>Autoregressive Bitcoin</i> .....	30
<b>Tabel 4.5</b> Estimasi Parameter Model MS(9)AR(1) <i>Bitcoin</i> .....	31
<b>Tabel 4.6</b> Lama Durasi Setiap State Model MSAR <i>Bitcoin</i> .....	31
<b>Tabel 4.7</b> Ukuran Kebaikan Model <i>Markov Switching</i> <i>Autoregressive Ethereum</i> .....	32
<b>Tabel 4.8</b> Estimasi Parameter Model MS(8)AR(1) <i>Ethereum</i> ....	32
<b>Tabel 4.9</b> Lama Durasi Setiap State Model MSAR <i>Ethereum</i> ...	34
<b>Tabel 4.10</b> Ukuran Kebaikan Model <i>Markov Switching</i> <i>Autoregressive Ripple</i> .....	34
<b>Tabel 4.11</b> Estimasi Parameter Model MS(9)AR(1) <i>Ripple</i> .....	34
<b>Tabel 4.12</b> Lama Durasi Setiap State Model MSAR <i>Ripple</i> .....	36
<b>Tabel 4.13</b> Perbandingan Performa Klasifikasi States Model MSAR .....	36

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran 1.</b> Data Harga Harian <i>Bitcoin, Ethereum, dan Ripple</i>	45
<b>Lampiran 2.</b> Matriks Peluang Transisi <i>Bitcoin</i> .....	46
<b>Lampiran 3.</b> Matriks Peluang Transisi <i>Ethereum</i> .....	47
<b>Lampiran 4.</b> Matriks Peluang Transisi <i>Ripple</i> .....	48
<b>Lampiran 5.</b> <i>Confusion Matrix Bitcoin</i> .....	49
<b>Lampiran 6.</b> <i>Confusion Matrix Ethereum</i> .....	49
<b>Lampiran 7.</b> <i>Confusion Matrix Ripple</i> .....	49
<b>Lampiran 8.</b> Syntax Eksplorasi Data .....	50
<b>Lampiran 9.</b> Syntax MSAR <i>Bitcoin</i> .....	50
<b>Lampiran 10.</b> Syntax MSAR <i>Ethereum</i> .....	51
<b>Lampiran 11.</b> Syntax MSAR <i>Ripple</i> .....	51
<b>Lampiran 12.</b> Syntax Prediksi <i>State</i> .....	52
<b>Lampiran 13.</b> Syntax Performa Klasifikasi <i>State Bitcoin</i> .....	53
<b>Lampiran 14.</b> Syntax Performa Klasifikasi <i>State Ethereum</i> .....	54
<b>Lampiran 15.</b> Syntax Performa Klasifikasi <i>State Ripple</i> .....	55
<b>Lampiran 16.</b> Surat Keterangan Pengambilan Data .....	56

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1. Latar Belakang**

Perdagangan merupakan sebuah kegiatan tukar menukar barang atau jasa yang dilakukan manusia untuk memenuhi kebutuhan hidup. Menurut Surat Keputusan Menteri Perindustrian dan Perdagangan (Kepmenperindag) Nomor 23 Tahun 1998 tentang Lembaga-Lembaga Usaha Perdagangan pada pasal 1 butir 1, perdagangan adalah kegiatan jual beli barang dan/atau jasa yang dilakukan secara terus-menerus dengan tujuan pengalihan hak atas barang dan/atau jasa dengan disertai imbalan atau kompensasi. Pada awal peradaban umat manusia, perdagangan menggunakan sistem pertukaran barang atau barter. Barang yang ingin ditukarkan sesuai dengan kebutuhan masing-masing individu maupun kelompok. Seiring majunya peradaban umat manusia, maka perdagangan dengan cara barter mulai ditinggalkan setelah ditemukannya logam mulia seperti emas dan perak yang kemudian dijadikan alat pertukaran. Logam-logam mulia tersebut dibuat dengan bentuk koin agar lebih efisien, serta uang koin dapat disimpan sebagai cadangan kekayaan karena nilai logam mulia yang cenderung stabil, bahkan terus naik dari waktu ke waktu. Perkembangan zaman yang sangat pesat, ternyata menjadikan logam mulia dalam bentuk koin menjadi kurang efisien (Nubika, 2018). Hal ini memunculkan uang kertas sebagai alat pembayaran yang sah, kedua uang ini sering disebut dengan uang kartal. Namun, muncul permasalahan terhadap transaksi yang bernilai besar yang membutuhkan jumlah fisik uang yang banyak serta tidak aman, untuk itu terciptalah uang giral seperti cek dan giro. Tidak berhenti sampai disitu ternyata terdapat permasalahan uang giral seperti adanya biaya dan lamanya proses pencairan dana. Munculnya pembayaran melalui uang elektronik (*e-money*) mampu mengatasi permasalahan yang terjadi terhadap uang giral. Tidak berhenti sampai *e-money* karena perkembangan zaman yang semakin kompleks maka munculah kekhawatiran terhadap penyalahgunaan harta serta data oleh pihak ketiga, untuk itulah

muncul beberapa gagasan mengenai desentralisasi terhadap pihak ketiga, seperti uang pada bank sentral di setiap negara.

Awal mula munculnya istilah *cryptocurrency* terjadi pada tahun 1982, muncul ide pembuatan sebuah metode pembayaran berbasis kriptografi serta dapat menjaga kerahasiaan data pemiliknya karena tidak bisa dilacak oleh pihak ketiga lainnya yang dipublikasikan oleh David Chaum (Chaum, 1982). David Chaum berhasil menerapkan idenya tersebut hingga ia mendirikan perusahaan yang diberi nama “DigiCash” pada tahun 1989 dan dinyatakan bangkrut pada bulan September 1998 (Dabu, 2018). Pada tahun 1996 Dr. Douglas Jackson dan Barry K. Downey mendirikan perusahaan “E-Gold” untuk menjadikan emas dan perak sistem pembayaran digital. Cara kerja sistem ini pengguna mengirimkan emas dan peraknya untuk dijadikan sebagai kredit dimana kredit tersebut dapat dikirimkan pengguna ke *E-Gold* lainnya. Seiring dengan banyaknya dakwaan terhadap *E-Gold*, pada bulan Januari 2015 *E-Gold* ditutup (Pebriansyah, 2018).

Tahapan sejarah *cryptocurrency* selanjutnya yaitu *Beenz* dan *Flooz*. *Beenz* dibuat oleh Charles Cohen sedangkan *Flooz* dibuat oleh Robert Levitan pada tahun 1998. Kedua mata uang digital ini memiliki sistem yang sama, dimana keduanya memungkinkan penggunanya dalam mendapat komisi dengan bentuk mata uang digital tersebut. Cara kerja sistemnya yaitu pengguna perlu melakukan berbagai aktivitas internet, seperti mengunjungi website lain, belanja *online*, *login* ke dalam sebuah sistem melalui *Internet Service Provider* (ISP), dan lain sebagainya. Namun kedua mata uang digital ini bangkrut pada tahun 2001 karena adanya fenomena *dot-com bubble burst* dan kehabisan uang (Pebriansyah, 2018). Pada tahun 1998, Wei Dai menyarankan gagasan tentang bentuk uang baru dengan menggunakan kriptografi untuk mengontrol pembuatan dan transaksinya, dibandingkan dengan otoritas terpusat (Dai, 1998).

*Cryptocurrency* merupakan mata uang digital dengan sistem kriptografi dalam setiap proses transaksi datanya (Dourado dan Brito, 2014). Adanya *cryptocurrency* yang digunakan sebagai

alternatif sistem pembayaran ternyata masih mempunyai masalah yang belum terpecahkan, yakni *double spending problem* dan *byzantine general problem*. Hingga akhirnya pada tahun 2008 seseorang yang bernama Satoshi Nakamoto berhasil mengatasi permasalahan tersebut, *cryptocurrency* ini disebut dengan *bitcoin* (Mulyanto, 2015). Hal inilah yang menjadikan *bitcoin* sebagai *cryptocurrency* pertama yang terdesentralisasi secara penuh. *Bitcoin* menyediakan jaringan pembayaran yang cepat dan dapat dengan mudah dikirim melalui jaringan internet dari pihak satu ke pihak lain tanpa perlu mempercayai otorisasi pihak ketiga ataupun lembaga keuangan (Nakamoto, 2009). Tujuan *bitcoin* yang lain juga dapat dijadikan sebagai alat pembayaran serta alat penyimpanan kekayaan, bahkan beberapa pihak menjadikan *bitcoin* sebagai alat investasi.

Perkembangan *bitcoin* yang setiap tahunnya selalu mengalami peningkatan memunculkan koin-koin baru yang hampir sama, seperti *ripple* di tahun 2012 namun diklaim lebih baik daripada *bitcoin* karena mampu menjadi mediator untuk penukaran *cryptocurrency* maupun uang fiat dengan komisi yang rendah dan lebih cepat (Rizqia, 2020). Namun *cryptocurrency* tidak melulu dengan mata uang, salah satunya pada tahun 2015 muncullah *ethereum*. *Ethereum* berfungsi sebagai komputer publik yang terdesentralisasi di internet untuk menjaga data-data di sosial media yang sangat rawan untuk dicuri maupun dijual oleh pihak ketiga, dengan mendesentralisasikan informasi tersebut maka data di sosial media akan aman, untuk melakukan itu perlu adanya transaksi dengan menggunakan *ethereum* (SelembrDigital, 2020). Hal inilah yang membedakan *ethereum* dengan *cryptocurrency* lainnya, selain itu tidak adanya batas ketersediaan pasokan koin. Batas pasokan *bitcoin* hanya terdapat 21 juta keping, sedangkan untuk *ripple* sebanyak 100 miliar keping (CryptoCompare, 2020).

Keterbatasan pasokan ini menjadi salah satu faktor fluktuasi harga *cryptocurrency*. Fluktuasi harga *cryptocurrency* dapat merubah harga secara signifikan dalam waktu yang sangat cepat. Hal ini dapat dilihat dari harga *bitcoin* saat pertama kali digunakan

sebagai alat pembayaran hanya bernilai 0,05 USD setiap 1 *bitcoin*, sedangkan harga *bitcoin* pada akhir tahun 2019 sebesar 7234,44 USD setiap 1 *bitcoin* (CryptoCompare, 2020). Perkembangan harga *bitcoin* yang meningkat tajam dalam waktu 10 tahun itu menunjukkan pola data yang sangat berbeda tiap periodenya. Pola data yang sangat berbeda membuat harga *cryptocurrency* tidak dapat diselesaikan dengan analisis deret waktu (*time series*) klasik. Pemodelan harga *cryptocurrency* sangat penting untuk dilakukan agar memperoleh keuntungan sebesar-besarnya dan meminimalisir risiko kerugian pemilik aset kripto. Pemodelan harga *cryptocurrency* dapat dilakukan dengan analisis terhadap deret waktu.

Analisis *time series* merupakan serangkaian observasi terhadap suatu variabel yang diambil secara beruntun berdasarkan interval waktu tertentu (Wei, 2006). Peramalan *time series* dapat disebut sebagai tindakan memprediksi masa depan dengan memahami masa lalu (Adhikari dan Agrawal, 2013). Karena *cryptocurrency* merupakan salah satu kasus ekonomi, maka berlaku juga siklus bisnis kepadanya. Siklus bisnis untuk kasus ekonomi biasanya terdapat fase apresiasi (peningkatan nilai mata uang) dan depresiasi (penurunan nilai mata uang) (Rasbin, 2015). Hal ini mengakibatkan analisis kasus ekonomi menggunakan pemodelan deret waktu klasik tidak tepat dalam pemodelannya, dikarenakan banyaknya pola data yang terbentuk dari data ekonomi yang tergantung dengan deret waktu serta adanya transisi kondisi (*regime switching*) yang diasumsikan sebagai proses stokastik yang membangkitkan peubah acak tidak teramat bersifat diskrit yang disebut rantai Markov, yang kemudian dikombinasikan dengan model autoregresi sehingga menjadi model *Markov Switching Autoregressive* (MSAR). Model MSAR bisa diestimasi dengan menggunakan algoritma *Expectation Maximization* (EM). Algoritma EM dirancang untuk model umum dimana deret waktu yang teramat tergantung pada beberapa variabel stokastik yang tidak teramat, pada model MSAR hal ini disebut dengan variabel *state/regime*. Setiap iterasi algoritma EM terdiri dari dua tahapan. Tahapan pertama yaitu *expectation* yang mana tahapan ini

melibatkan algoritma *filtering* dan *smoothing*, untuk menghasilkan estimasi *smoothed probability* dari variabel yang tidak teramati. Tahapan selanjutnya *maximization*, dengan menurunkan hasil *smoothing* menggunakan fungsi likelihood. Hasil tahapan *maximization* kemudian dijadikan parameter baru untuk digunakan ke tahapan *expectation* kembali, yang mengakibatkan nilai fungsi likelihood selalu meningkat.

Penggunaan metode *Markov Switching Autoregressive* dalam kasus ekonomi khususnya tentang nilai tukar mata uang pernah dilakukan oleh Uqwatul Alma Wizsa, Dodi Devianto, dan Maiyastri (2006). Mereka melakukan penelitian mengenai laju perubahan nilai tukar rupiah terhadap poundsterling dengan metode *MSAR* yang dilakukan terhadap 5 model yang berbeda didapatkan model *MS(2)AR(1)* merupakan model yang terbaik karena parameternya signifikan dan didapatkan peluang transisi apresiasi sebesar 0,979882 dan peluang transisi depresiasi sebesar 0,451971. Perbandingan metode pada kasus nilai tukar mata uang pernah diteliti oleh Bayu Gunanjar (2006). Gunanjar melakukan penelitian terhadap nilai tukar rupiah terhadap dolar amerika dan IHSG dengan membandingkan model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (*ARCH*) dan *Markov Switching Autoregressive* (*MSAR*) didapatkan hasil model *MSAR* lebih baik dibandingkan model *ARCH*, terbukti dari nilai MAPE model *MSAR* lebih kecil dibandingkan model *ARCH* selain itu dapat dilihat dari arah penduga antara data aktual terhadap nilai ramalan, model *MSAR* berhasil menduga arah perubahan dengan benar pada nilai kurs rupiah sebesar 40,67% dan perubahan IHSG sebesar 58%. Penelitian terhadap perbandingan *cryptocurrency* pernah dilakukan oleh Rick Bohte dan Luca Rossini (2019). Penelitian tersebut dilakukan terhadap model *volatility* pada 4 *cryptocurrency* berbeda (bitcoin, ethereum, litecoin, dan ripple) menggunakan model *Bayesian AR(1)*, *Bayesian AR(3)*, dan *Bayesian VAR(3)*. Model tersebut diulang sebanyak 5000 kali menggunakan *bayesian prior* dan diperoleh *cryptocurrency* dengan nilai RMSE terkecil yaitu *bitcoin* sebesar 4,6 pada setiap modelnya.

Berdasarkan uraian tersebut maka perlu dilakukan penelitian untuk memodelkan harga *cryptocurrency* agar tidak mengalami kerugian karena fluktuasi harga yang sangat cepat. Harga *cryptocurrency* yang berbeda jauh dari harga awal pada saat ditawarkan ke publik atau *Initial Coin Offering* (ICO) hingga saat ini menjadikan dasaran pemikiran dalam penelitian ini. Pola data yang berbeda-beda pada setiap periode waktunya menimbulkan rekomendasi model *Markov Switching Autoregressive* dengan algoritma EM dalam pembentukan model. Data yang digunakan adalah data sekunder berupa historis harga *cryptocurrency* yang memiliki kapitalisasi pasar terbesar pada saat ini, yaitu *bitcoin*, *ripple*, dan *ethereum*.

## 1.2. Perumusan Masalah

Perubahan nilai tukar *cryptocurrency* yang sangat cepat akan berisiko menyebabkan kerugian bagi pengguna aset kripto. Penelitian ini akan mengidentifikasi karakteristik harga *cryptocurrency* untuk mengetahui pola datanya. Pemodelan dengan *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) digunakan karena efektif terhadap data runtun waktu pada kasus ekonomi yang kerap mengalami perubahan kondisi. Penaksiran parameter model MSAR dilakukan dengan algoritma EM. Selanjutnya, hasil estimasi model-model tersebut akan dibandingkan dengan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) untuk mendapatkan model terbaik. Kemudian melakukan perbandingan ketiga aset kripto yang terbaik berdasarkan kebaikan hasil klasifikasi *state*.

## 1.3. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengidentifikasi karakteristik dan pola data dari harga harian ketiga jenis *cryptocurrency* (*bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple*).
2. Menentukan model terbaik harga ketiga jenis *cryptocurrency* dengan metode *Markov Switching Autoregressive* (MSAR).
3. Menentukan model terbaik dalam hal klasifikasi *state* diantara ketiga model *Markov Switching Autoregressive* (MSAR).

#### **1.4. Manfaat Penelitian**

Manfaat yang diharapkan pada penelitian ini sebagai berikut.

1. Bagi keilmuan statistika

Dapat menjadi informasi tambahan untuk penelitian-penelitian selanjutnya dalam melakukan analisis *time series* menggunakan metode *Markov Switching Autoregressive*.

2. Bagi pembaca

Dapat menjadi informasi tambahan kepada pembaca, khususnya yang melakukan penelitian pada kasus *time series* data dengan pola perubahan cepat dengan metode *Markov Switching Autoregressive*.

3. Bagi penyedia situs jual beli *cryptocurrency*

Dapat menjadi informasi tambahan bagi situs jual beli *cryptocurrency* untuk menambahkan analisa harga *cryptocurrency*.

#### **1.5. Batasan Masalah**

Batasan permasalahan dalam penelitian ini yaitu data harga harian ketiga jenis *cryptocurrency* dengan nilai kapitalisasi pasar terbesar. Nilai dari data harian diambil pada saat harga tukar di pukul 07.00 WIB. Harga ketiga jenis *cryptocurrency* diasumsikan independen dan mengabaikan beberapa kejadian yang dapat mempengaruhi harga.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Analisis Time Series

*Time series* merupakan serangkaian observasi terhadap suatu variabel yang diambil secara beruntun berdasarkan interval waktu tertentu (Wei, 2006). Peramalan *time series* dapat disebut sebagai tindakan memprediksi masa depan dengan memahami masa lalu (Adhikari dan Agrawal, 2013). Rangkaian data pada pengamatan *time series* dinyatakan dengan variabel  $Y_t$ , dimana  $t$  adalah indeks waktu urutan pengamatan.

##### 2.1.1. Uji Stasioneritas

Stasioneritas dapat diartikan tidak terdapat perubahan drastis pada data. Stasioneritas terbagi menjadi dua yaitu stasioneritas dalam *mean* dan *varians*. Stasioneritas dalam *mean* diidentifikasi dengan plot *time series* dan plot *Autocorrelation Function* (ACF). Data dikatakan tidak stasioner dalam *mean* ketika plot *time series* menunjukkan data berfluktuasi tidak berada disekitar sumbu horizontal, sedangkan pada plot ACF terdapat pola yang turun secara lambat. Data yang tidak stasioner dalam *mean* dapat diatasi dengan cara *differencing* pada lag tertentu sampai data stasioner.

Stasioneritas dalam *varians* diidentifikasi dengan melihat plot *box-cox*. Data dikatakan tidak stasioner dalam *varians* ketika nilai *lambda* yang didapatkan tidak sama dengan 1. Ketidakstasioneran dalam *varians* dapat diatasi dengan cara transformasi data. Uji stasioneritas juga bisa dilakukan dengan *root test Dickey-Fuller*. Uji *Augmented Dickey-Fuller* menggunakan model *autoregressive* orde  $p$  ( $AR(p)$ ) dengan koefisien *drift* dan beberapa *lag* dimodelkan sebagai berikut (Katchova, 2013).

$$\Delta y_t = c + \gamma y_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \phi_j \Delta y_{t-j} + u_t \quad (2.1)$$

Uji ADF dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \phi = 0 \text{ (data tidak stasioner)}$$

$$H_1 : \phi < 0 \text{ (data stasioner)}$$

Berikut merupakan statistik uji ADF.

$$t = \frac{\hat{\phi}_j}{SE(\hat{\phi}_j)} \quad (2.2)$$

Kesimpulan tolak  $H_0$  bila  $|t| > t_{\alpha, df}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

Ketidakstasioneran pada data dapat diatasi dengan cara transformasi, salah satu bentuk transformasi yang digunakan yaitu *log return*, dengan rumus sebagai berikut (Tsay, 2002).

$$r_t = \ln(y_t) - \ln(y_{t-1}) = \ln \frac{y_t}{y_{t-1}} \quad (2.3)$$

### 2.1.2. Autocorrelation Function (ACF)

Fungsi autokorelasi (ACF) mengukur bagaimana urutan pengamatan dalam deret waktu berkorelasi satu sama lain. Fungsi autokorelasi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  diberikan dengan rumus sebagai berikut (Katchova, 2013).

$$ACF(k) = \rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{Var(Y_t)Var(Y_{t+k})} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.4)$$

dimana,

$$\gamma_k = Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu) \quad (2.5)$$

Pada analisis *time series* kovarian ( $\gamma_k$ ) dan korelasi ( $\rho_k$ ) antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  dari proses yang sama, hanya dipisahkan oleh *lag* ke- $k$ .

### 2.1.3. Model Autoregressive

Model *autoregressive* adalah model yang menggambarkan bahwa variabel dependen dipengaruhi oleh variabel dependen pada periode sebelumnya (Cryer dan Chan, 2008). Bentuk umum dari model *autoregressive* dimodelkan sebagai berikut.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + u_t \quad (2.6)$$

Keterangan:

- $Y_t$  : Nilai pengamatan ke- $t$
- $\phi_1, \dots, \phi_p$  : Koefisien *autoregressive* orde  $p$
- $u_t$  : Residual pada waktu ke- $t$

## 2.2. Markov Switching Autoregressive (MSAR)

Model *markov switching* digunakan untuk pemodelan data runtun waktu yang mengalami perubahan kondisi. Perubahan kondisi dalam model *markov switching* dianggap sebagai peristiwa variabel tak teramati yang disebut dengan *state*. Menurut Hamilton (1994) untuk menentukan suatu *state* dengan mempertimbangkan nilai  $\mu_{st}$  dengan ketentuan bahwa  $\mu_1 < \mu_0$ . Dengan  $\mu_0$  rataan pada *state* 0 dan  $\mu_1$  rataan pada *state* 1. Model *markov switching* pada nilai *mean* dan varians dapat dituliskan sebagai berikut.

$$y_t = \mu_{st} + u_t \quad (2.7)$$

dengan  $u_t \sim N(0, \sigma_{st}^2)$ . Sedangkan  $s_t$  adalah *state/regime* dimana  $s_t \in \{0, 1, \dots, k\}$  yang dipengaruhi oleh waktu dan banyaknya *state*.

Model *Markov Switching* dikombinasikan dengan model runtun waktu *Autoregressive* untuk mengetahui perubahan kondisi atau pola data runtun waktu. Model MSAR dapat dituliskan sebagai berikut (Fruhwirth-Schnatter, 2006).

$$y_t - \mu_{s_t} = \phi_1 (y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \dots + \phi_p (y_{t-p} - \mu_{s_{t-p}}) + u_t \quad (2.8)$$

dengan  $u_t \sim IIDN(0, \sigma_{st}^2)$ .

Keterangan:

- $y_t, \dots, y_{t-p}$  : Nilai pengamatan
- $\phi_1, \dots, \phi_p$  : Koefisien *autoregressive* orde  $p$
- $\mu_{s_t}, \dots, \mu_{s_{t-p}}$  : *Mean* yang dipengaruhi perubahan *state*
- $\sigma_{st}^2$  : Varians yang dipengaruhi perubahan *state*
- $e_t$  : Residual pada waktu ke- $t$

### 2.2.1. Estimasi Parameter Model *Markov Switching Autoregressive* (MSAR)

Estimasi parameter dilakukan untuk menduga nilai dari masing-masing parameter pada model. Estimasi parameter model *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) dengan menggunakan algoritma *Expectation Maximization* (EM) (Hamilton, 1989). Algoritma EM diperkenalkan oleh Dempster, Laird, dan Rubin (1977) dirancang untuk model umum dimana deret waktu yang

teramati tergantung pada beberapa variabel stokastik yang tidak teramati, pada model MSAR hal ini disebut dengan variabel *state/regime* ( $s_t$ ).

Setiap iterasi algoritma EM terdiri dari dua tahapan. Tahapan pertama yaitu *Expectation* yang mana tahapan ini melibatkan algoritma *filtering* dan *smoothing* dengan menggunakan estimasi parameter vektor  $\lambda^{(j-1)}$  dari tahapan terakhir *maximization* untuk menggantikan parameter vektor asli yang tidak diketahui. Langkah ini memberikan estimasi probabilitas *smoothed*  $P(S|Y, \lambda^{(j-1)})$  dari *states* yang tidak teramati (dimana  $S$  adalah rantai markov). Selanjutnya tahapan *maximization*, estimasi dari vektor  $\lambda$  diturunkan sebagai solusi  $\tilde{\lambda}$  pada kondisi orde pertama dengan fungsi likelihood, dimana probabilitas *conditional regime*  $P(S|Y, \lambda)$  diganti dengan probabilitas *smoothed*  $P(S|Y, \lambda^{(j-1)})$  diturunkan terhadap tahapan *expectation* terakhir. Kemudian parameter vektor  $\lambda$  yang baru digunakan untuk mencari nilai peluang dari *filtered* dan *smoothed* pada tahapan *expectation* berikutnya.

Langkah pertama yang dilakukan sebelum menggunakan algoritma EM yaitu dengan menentukan fungsi densitas kemudian dibentuk menjadi fungsi log likelihood. Menurut Hamilton (1989) fungsi densitas model MSAR sebanyak 2 *state* sebagai berikut.

$$f(y_t | s_t, s_{t-1}, \psi_{t-1}; \theta) = \frac{1}{\sigma_k \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{((y_t - \mu_k) - \phi_1(y_{t-1} - \mu_{k-1}))^2}{2\sigma_k^2} \right] \quad (2.9)$$

Keterangan:

$$\psi_{t-1} = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) : \text{Nilai pengamatan}$$

$$\theta = (\mu_k, \sigma_k^2, \phi_p) : \text{Parameter model MSAR}$$

Menghitung fungsi densitas  $y_t$  berdasarkan nilai pengamatan sebelumnya dan variabel *state* ( $s_t$  dan  $s_{t-1}$ ) yang tidak teramati, maka hal yang harus dilakukan yaitu dengan mempertimbangkan fungsi densitas bersama dari  $y_t$ ,  $s_t$ , dan  $s_{t-1}$  (Kim dan Nelson, 1999).

1. Memperoleh fungsi densitas bersama dari  $y_t$ ,  $s_t$ , dan  $s_{t-1}$  bersyarat pengamatan sebelumnya.

$$f(y_t, s_t, s_{t-1} | \psi_{t-1}) = f(y_t | s_t, s_{t-1}, \psi_{t-1}) P[s_t, s_{t-1} | \psi_{t-1}] \quad (2.10)$$

2. Menentukan fungsi desitas  $y_t$  bersyarat pengamatan sebelumnya dengan menjumlahkan semua kemungkinan densitas bersama dari  $s_t$  dan  $s_{t-1}$ .

$$\begin{aligned} f(y_t | \psi_{t-1}) &= \sum_{s_t=1}^M \sum_{s_{t-1}=1}^M f(y_t, s_t, s_{t-1} | \psi_{t-1}) \\ &= \sum_{s_t=1}^M \sum_{s_{t-1}=1}^M f(y_t | s_t, s_{t-1}, \psi_{t-1}) P[s_t, s_{t-1} | \psi_{t-1}] \end{aligned} \quad (2.11)$$

Perhitungan nilai peluang dari persamaan  $P[s_t = j, s_{t-1} = i | \psi_{t-1}]$  dilanjutkan menggunakan proses *filtering* dan *smoothing*.

### a. Filtering

*Filtering* adalah suatu proses yang digunakan untuk mendapatkan nilai peluang suatu *state* pada waktu ke  $t$  berdasarkan nilai pengamatan. Langkah-langkah proses *filtering* sebagai berikut.

1. Diketahui  $P[s_{t-1} = i | \psi_{t-1}]$ , dengan  $i = 1, 2, \dots, M$ , pada awal waktu  $t$  atau pada iterasi ke- $t$ . Sedangkan  $P[s_t = j, s_{t-1} = i | \psi_{t-1}]$  dihitung sebagai berikut.

$$P[s_t = j, s_{t-1} = i | \psi_{t-1}] = P[s_t = j | s_{t-1} = i] P[s_{t-1} = i | \psi_{t-1}] \quad (2.12)$$

dimana  $P[s_t = j | s_{t-1} = i]$ , dengan  $i = 1, \dots, M$ , dan  $j = 1, \dots, M$  merupakan peluang transisi.

2. Saat  $y_t$  diamati pada akhir waktu  $t$ , atau pada akhir iterasi ke- $t$ .

$$\begin{aligned} P[s_t = j, s_{t-1} = i | \psi_t] &= \frac{f(s_t = j, s_{t-1} = i, y_t | \psi_{t-1})}{f(y_t | \psi_{t-1})} \\ &= \frac{f(y_t | s_t = j, s_{t-1} = i, \psi_{t-1}) P[s_t = j, s_{t-1} = i | \psi_{t-1}]}{\sum_{s_t=1}^M \sum_{s_{t-1}=1}^M f(y_t | s_t = j, s_{t-1} = i, \psi_{t-1}) P[s_t = j, s_{t-1} = i | \psi_{t-1}]} \end{aligned} \quad (2.13)$$

diperoleh hasil dari proses *filtering*

$$P[s_t = j | \psi_t] = \sum_{s_{t-1}=1}^M P[s_t = j, s_{t-1} = i | \psi_t] \quad (2.14)$$

### b. Smoothing

Pada proses *filtering* nilai probabilitas *state* dihitung berdasarkan pengamatan hingga waktu ke  $t$  sedangkan pada proses *smoothing* nilai probabilitas *state* dihitung berdasarkan seluruh pengamatan

sehingga menghasilkan nilai probabilitas *state* yang lebih baik dari proses *filtering*. Hasil peluang dari proses *filtering*  $P[s_t = j | \psi_t]$  dengan  $t = 1, 2, \dots, T$  diperoleh nilai *smoothed state probability* dengan pendekatan *Kim's Smoothing Algorithm* (Kim, 1994).

$$\begin{aligned} P[s_t = j, s_{t+1} = k | \psi_T] &= P[s_{t+1} = k | \psi_T] P[s_t = j | s_{t+1} = k, \psi_T] \\ &= \frac{P[s_{t+1} = k | \psi_T] P[s_t = j | \psi_t] P[s_{t+1} = k | s_t = j]}{P[s_{t+1} = k | \psi_t]} \end{aligned} \quad (2.15)$$

diperoleh hasil dari proses *smoothing*

$$P[s_t = j | \psi_T] = \sum_{k=1}^M P[s_t = j, s_{t+1} = k | \psi_T] \quad (2.16)$$

Nilai peluang  $s_t$  dari proses *filtering* dan *smoothing*, maka dapat diperoleh fungsi densitas dari  $y_t$  sebagai berikut.

$$f(y_t | s_t, s_{t-1}, \psi_T) = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^M f(y_t | s_t, s_{t-1}, \psi_{t-1}) P[s_t, s_{t-1} | \psi_T] \quad (2.17)$$

dengan fungsi *log-likelihood* sebagai berikut.

$$\ln L = \sum_{t=1}^T f(y_t | s_t, s_{t-1}, \psi_T; \theta) \quad (2.18)$$

Metode yang digunakan untuk memaksimalkan fungsi *likelihood* untuk model dengan variabel yang tidak teramatidengan mengasumsikan bahwa  $\theta$  adalah vektor dari parameter yang tidak diketahui dengan algoritma EM. Langkah terakhir yaitu mencari nilai maksimum fungsi *log-likelihood* dengan cara diferensial terhadap masing-masing parameter  $\theta = (\mu_k, \sigma_k^2, \phi_p)$  dan menyamakannya dengan nol.

$$\hat{\mu}_k = \frac{\sum_{t=1}^T y_t P[s_t = j | y_t]}{\sum_{t=1}^T P[s_t = j | y_t]} \quad (2.19)$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{\mu}_k)^2 P[s_t = j | y_t]}{\sum_{t=1}^T P[s_t = j | y_t]} \quad (2.20)$$

$$\hat{\phi}_p = \frac{\sum_{t=1}^T \left( \sum_{j=1}^N (y_t - \hat{\mu}_k) P[s_t = j | \psi_T] \right)}{\sum_{t=1}^T \left( \sum_{j=1}^N P[s_t = j | \psi_T] \right)} \quad (2.21)$$

### 2.2.2. Peluang Perpindahan State

Peluang perpindahan state dibentuk ke dalam matriks transisi karena rantai markov pada matriks transisi menyatakan nilai sekarang dipengaruhi oleh nilai pada periode sebelumnya (Kim dan Nelson, 1999).

$$P_{i,j} = P[S_t = j | S_{t-1} = i], \quad i, j \in S \quad (2.22)$$

Data ini dibuat matriks transisi yang memiliki  $i+1$  kondisi dengan bentuk sebagai berikut.

$$\left[ P_{i,j} \right]_{i,j \in S} = \begin{bmatrix} P_{0,0} & P_{0,1} & \cdots & P_{0,j} \\ P_{1,0} & P_{1,1} & \cdots & P_{1,j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{i,0} & P_{i,1} & \cdots & P_{i,j} \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

Semakin sedikit perpindahan state yang terjadi maka semakin sedikit juga perpindahan pola data, menunjukkan model yang terbentuk baik. Menurut Kim dan Nelson (1999), model MSAR juga dapat menghitung lama durasi rata-rata dari masing-masing state. Elemen diagonal dari matriks peluang transisi mengandung informasi penting mengenai durasi rata-rata yang diharapkan dari suatu state akan bertahan. Durasi rata-rata state dihitung dengan persamaan sebagai berikut.

$$E(\bar{D}) = \frac{1}{1 - P_{jj}} \quad (2.24)$$

dimana,  $P_{jj}$  merupakan diagonal matriks peluang transisi.

### 2.2.3. Uji Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dilakukan dengan cara uji parsial terhadap setiap parameter. Berikut merupakan pengujian signifikansi parameter dengan menggunakan hipotesis yang dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$H_0 : \phi_i = 0 \text{ (parameter tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \phi_i \neq 0 \text{ (parameter signifikan)}$$

Berikut merupakan statistik uji  $t$ .

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.25)$$

Kesimpulan tolak  $H_0$  bila  $|t| > t_{\alpha, df}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

### 2.3. Akaike's Information Criterion (AIC)

AIC digunakan sebagai kriteria pemilihan model terbaik, dikarenakan kriteria ini konsisten dalam menduga parameter model. Menurut Akaike (1978), AIC dirumuskan.

$$AIC = -2 \log(L) + 2K \quad (2.26)$$

Keterangan:

$L$  : Nilai maksimal dari fungsi *likelihood* untuk estimasi model

$K$  : Banyaknya parameter dalam model

### 2.4. Evaluasi Hasil Klasifikasi

Tahapan evaluasi adalah tahapan untuk mengetahui tingkat akurasi dan kinerja dari hasil klasifikasi. Pengukuran ketepatan klasifikasi dilakukan untuk melihat performa klasifikasi yang telah dilakukan. Ketepatan klasifikasi dapat dievaluasi dengan menghitung jumlah kelas positif yang terklasifikasi dengan benar (*true positive*), jumlah kelas negatif yang terklasifikasi dengan benar (*true negative*), jumlah kelas negatif yang salah terklasifikasi ke dalam kelas positif (*false positive*) atau jumlah kelas positif yang salah terklasifikasi ke dalam kelas negatif (*false negative*) (Sokolova dan Lapalme, 2009). Keempat jenis perhitungan ini dapat dilihat melalui sebuah matriks yang sering disebut dengan

*confusion matrix*. *Confusion matrix* untuk kasus klasifikasi biner (*binary classification*) hanya terdapat dua jenis kemungkinan klasifikasi yang terdapat pada Tabel 2.1 berikut.

**Tabel 2.1 Confusion Matrix**

<b>Kelas Aktual</b>	<b>Kelas Prediksi</b>	
	Positif	Negatif
Positif	<i>TP</i>	<i>FN</i>
Negatif	<i>FP</i>	<i>TN</i>

Penilaian ketepatan klasifikasi untuk *multiclass classification* didefinisikan perkelas secara individual. Kualitas keseluruhan klasifikasi dapat dinilai dengan dua cara yakni melalui rata-rata dari tiap kriteria yang dihitung untuk setiap kelasnya (*macro-averaging*) atau jumlah penghitungan untuk mendapatkan kumulatif TP, FN, TN, dan FP (*micro-averaging*) (Sokolova dan Lapalme, 2009). Nilai TP pada kasus *multiclass classification* terdapat pada diagram matriks yang digambarkan pada Tabel 2.2.

**Tabel 2.2 Confusion Matrix Multiclass**

<b>Kelas Aktual</b>	<b>Kelas Prediksi</b>					<b>Total</b>
	<i>C</i> <sub>1</sub>	<i>C</i> <sub>2</sub>	<i>C</i> <sub>3</sub>	<i>C</i> <sub>4</sub>	<i>C</i> <sub>5</sub>	
<i>C</i> <sub>1</sub>	<i>n</i> <sub>11</sub>	<i>n</i> <sub>12</sub>	<i>n</i> <sub>13</sub>	<i>n</i> <sub>14</sub>	<i>n</i> <sub>15</sub>	<i>n</i> <sub>1..</sub>
<i>C</i> <sub>2</sub>	<i>n</i> <sub>21</sub>	<i>n</i> <sub>22</sub>	<i>n</i> <sub>23</sub>	<i>n</i> <sub>24</sub>	<i>n</i> <sub>25</sub>	<i>n</i> <sub>2..</sub>
<i>C</i> <sub>3</sub>	<i>n</i> <sub>31</sub>	<i>n</i> <sub>32</sub>	<i>n</i> <sub>33</sub>	<i>n</i> <sub>34</sub>	<i>n</i> <sub>35</sub>	<i>n</i> <sub>3..</sub>
<i>C</i> <sub>4</sub>	<i>n</i> <sub>41</sub>	<i>n</i> <sub>42</sub>	<i>n</i> <sub>43</sub>	<i>n</i> <sub>44</sub>	<i>n</i> <sub>45</sub>	<i>n</i> <sub>4..</sub>
<i>C</i> <sub>5</sub>	<i>n</i> <sub>51</sub>	<i>n</i> <sub>52</sub>	<i>n</i> <sub>53</sub>	<i>n</i> <sub>54</sub>	<i>n</i> <sub>55</sub>	<i>n</i> <sub>5..</sub>
Total	<i>n</i> <sub>..1</sub>	<i>n</i> <sub>..2</sub>	<i>n</i> <sub>..3</sub>	<i>n</i> <sub>..4</sub>	<i>n</i> <sub>..5</sub>	<i>N</i> ..

Pengukuran kinerja klasifikasi pada kasus *multiclass* dapat diukur dengan menggunakan *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *Fscore*. *Accuracy* yaitu banyaknya pengamatan yang terkласifikasi secara tepat. *Precision* adalah banyaknya pengamatan yang tepat terprediksi positif dari keseluruhan dengan hasil prediksi positif, sedangkan *sensitivity* adalah banyaknya pengamatan yang tepat

diklasifikasikan sesuai kategorinya. *Fscore* didapatkan dari nilai kombinasi antara *precision* dan *sensitivity* (Sokolova dan Lapalme, 2009). Perhitungan *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *Fscore* dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan-persamaan berikut.

$$\text{accuracy} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{TP_k + TN_k}{TP_k + FN_k + FP_k + TN_k} \quad (2.27)$$

$$\text{sensitivity} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{TP_k}{TP_k + FN_k} \quad (2.28)$$

$$\text{precision} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{TP_k}{TP_k + FP_k} \quad (2.29)$$

$$F = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{sensitivity}}{\text{precision} + \text{sensitivity}} \quad (2.30)$$

## 2.5. Cryptocurrency

Istilah *cryptocurrency* tercipta pada tahun 1982, seseorang yang bernama David Chaum mempublikasikan ide pembuatan sebuah metode pembayaran bebasis kriptografi yang dapat menjaga kerahasiaan data pemiliknya, karena tidak bisa dilacak oleh pihak ketiga (Chaum, 1982). Namun David Chaum baru bisa menerapkan idenya tersebut pada tahun 1989 dengan mendirikan perusahaan yang diberi nama “DigiCash” (Dabu, 2018). Pada tahun 1996 Dr. Douglas Jackson dan Barry K. Downey mendirikan perusahaan “E-Gold” yang bertujuan untuk menjadikan emas dan perak sebagai sistem pembayaran digital (Pebrriansyah, 2018).

Pada tahun 2008 seorang programmer yang bernama Satoshi Nakamoto membuat mata uang digital berbasis kriptografi yang diberi nama *bitcoin* (Mulyanto, 2015). *Bitcoin* inilah yang menjadi pionir munculnya jenis *cryptocurrency* baru seperti *ethereum* dan *ripple*. Beberapa jenis *cryptocurrency* memiliki jumlah pasokan yang terbatas, seperti halnya *bitcoin* (21.000.000) dan *ripple* (100.000.000.000). Keterbatasan pasokan serta adanya permintaan

dan penawaran terhadap jenis *cryptocurrency* ini menjadi faktor berubahnya harga-harga pada *cryptocurrency*. Fluktuasi pada harga *cryptocurrency* dapat merubah harga secara signifikan dalam waktu yang sangat cepat. Transaksi yang dilakukan dengan *cryptocurrency* berlangsung secara *peer-to-peer*, yaitu dari pengirim ke penerima, namun seluruh transaksi yang dilakukan tetap tercatat dalam sistem yang ada pada jaringan *cryptocurrency*.

*Cryptocurrency* di Indonesia sudah diakui keberadaanya oleh pemerintah Republik Indonesia sejak tanggal 2 Oktober 2018 dengan terbitnya Peraturan Menteri Perdagangan Republik Indonesia No. 99 Tahun 2018 Tentang Kebijakan Umum Penyelenggaraan Perdagangan Berjangka Aset Kripto (*Crypto Asset*), yang mana pada pasal 1 berbunyi aset kripto ditetapkan sebagai Komoditi yang dapat dijadikan Subjek Kontrak Berjangka yang diperdagangkan di Bursa Berjangka.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1. Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa harga *cryptocurrency* dengan nilai kapitalisasi pasar tertinggi yaitu *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple*. Data diperoleh dari situs <https://www.cryptocompare.com> yang diambil pada tanggal 1 Februari 2020. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah harga *cryptocurrency* saat pukul 07.00 WIB pada tanggal 1 September 2015 sampai 31 Januari 2020.

#### **3.2. Variabel Penelitian**

Variabel penelitian yang digunakan adalah harga harian ketiga jenis *cryptocurrency* dengan nilai kapitalisasi pasar tertinggi. Variabel penelitian tercantum pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1 Variabel Penelitian**

<b>Variabel</b>	<b>Keterangan</b>	<b>Skala</b>
Y <sub>1</sub>	Harga <i>Bitcoin</i> (BTC)	Rasio
Y <sub>2</sub>	Harga <i>Ethereum</i> (ETH)	Rasio
Y <sub>3</sub>	Harga <i>Ripple</i> (XRP)	Rasio

Ketiga variabel penelitian ini tidak terkait satu sama lain dan data dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Struktur data pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian**

<b>Data</b>	<b>Tanggal</b>	<b>Y<sub>1</sub></b>	<b>Y<sub>2</sub></b>	<b>Y<sub>3</sub></b>
<i>Training</i>	01-09-2015	Y <sub>1,1</sub>	Y <sub>2,1</sub>	Y <sub>3,1</sub>
	02-09-2015	Y <sub>1,2</sub>	Y <sub>2,2</sub>	Y <sub>3,2</sub>
	:	:	:	:
	28-02-2019	Y <sub>1,1277</sub>	Y <sub>2,1277</sub>	Y <sub>3,1277</sub>
<i>Testing</i>	01-03-2019	Y <sub>1,1278</sub>	Y <sub>2,1278</sub>	Y <sub>3,1278</sub>
	02-03-2019	Y <sub>1,1279</sub>	Y <sub>2,1279</sub>	Y <sub>3,1279</sub>
	:	:	:	:
	31-01-2020	Y <sub>1,1614</sub>	Y <sub>2,1614</sub>	Y <sub>3,1614</sub>

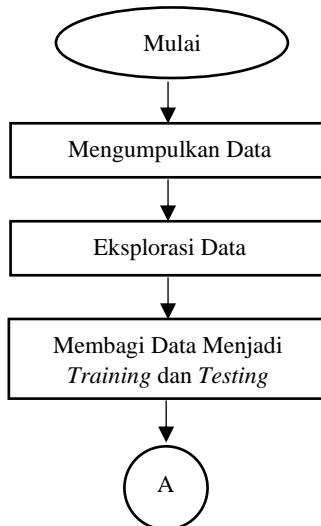
### 3.3. Langkah Penelitian

Langkah penelitian yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

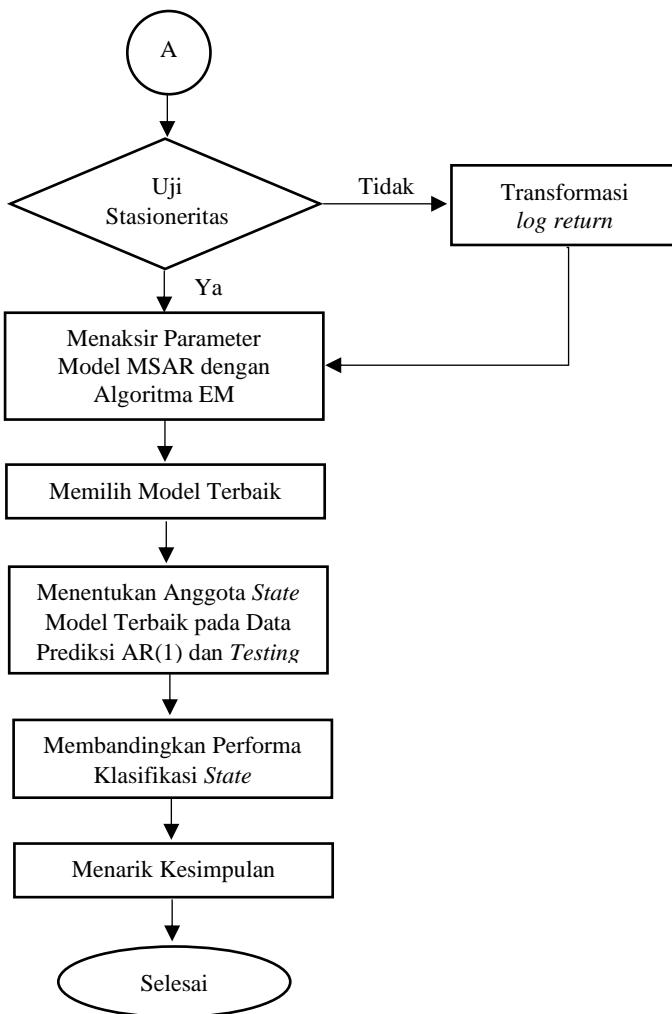
1. Mengumpulkan data harga harian *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple* dengan cara mengunduh pada situs <https://cryptocompare.com>.
2. Melakukan eksplorasi data dengan menghitung statistika deskriptif dan membuat plot *time series* pada data harga harian *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple* untuk mengetahui karakteristik data, penghitungan statistika deskriptif antara lain menghitung *mean*, varians, nilai maksimum, dan nilai minimum.
3. Membagi data harga harian *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple* menjadi data *training* dan *testing* dengan proporsi 80:20.
4. Melakukan uji stasioneritas pada masing-masing data *training* harga harian *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple* menggunakan bantuan *software R* dengan syntax pada Lampiran 8.
  - a. Membuat plot *Autocorrelation Function* (ACF) masing-masing data penelitian.
  - b. Melakukan uji *root test* dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk mengetahui ketidakstasioneran terhadap *mean*.
  - c. Membuat plot *box-cox* data penelitian untuk mengetahui ketidakstasioneran terhadap varians.
5. Jika data tidak stasioner, maka perlu melakukan transformasi *log return* dengan cara *differencing log* data penelitian sesuai persamaan 2.3.
6. Menaksir estimasi parameter model *Markov Switching Autoregressive* dengan menggunakan nilai *states/regime* dari 2 hingga 9 *states* serta melakukan perulangan sebanyak 5 kali setiap *state*, pada setiap data penelitian dengan algoritma *Expectation-Maximization* (EM) sesuai persamaan 2.19, 2.20, dan 2.21.

7. Memilih model terbaik untuk setiap harga *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple* berdasarkan nilai AIC minimum.
8. Menentukan anggota tiap *state* model terbaik untuk setiap harga *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple* dengan menggunakan data prediksi AR(1) dan data *testing* menggunakan bantuan *software R* dengan *syntax* terlampir pada Lampiran 12.
9. Membandingkan performa klasifikasi *state* pada setiap model terbaik antara *state* data prediksi AR(1) dan *state* data *testing* berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *Fscore* sesuai persamaan 2.27, 2.28, 2.29, dan 2.30 serta menggunakan bantuan *software R* dengan *syntax* terlampir pada Lampiran 13, 14, dan 15.
10. Menarik kesimpulan dan saran terkait hasil analisis yang telah dilakukan.

Langkah-langkah penelitian secara umum digambarkan diagram alir pada Gambar 3.1.



**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian (Lanjutan)

## BAB IV

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan pemodelan harga *cryptocurrency* dengan nilai kapitalisasi terbesar dengan menggunakan metode *Markov Switching Autoregressive* (MSAR). Penelitian ini juga membandingkan klasifikasi anggota *state* data prediksi *Autoregressive* (AR) dengan data *testing* ketiga jenis *cryptocurrency*.

#### 4.1. Karakteristik Data

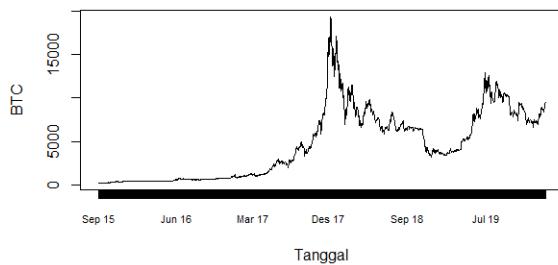
Statistika deskriptif harga harian ketiga jenis *cryptocurrency* dari tanggal 1 September 2015 sampai tanggal 31 Januari 2020 ditunjukkan pada Tabel 4.1 dibawah.

**Tabel 4.1** Statistika Deskriptif Harga Harian *Cryptocurrency*

Variabel	Rata-rata	Varians	Nilai Maksimum	Nilai Minimum
<i>Bitcoin</i>	4583,6	15644068	19346,6	226,2
<i>Ethereum</i>	205,19	57480,4558	1385,02	0,42
<i>Ripple</i>	0,2678	0,11021	2,78	0,0039

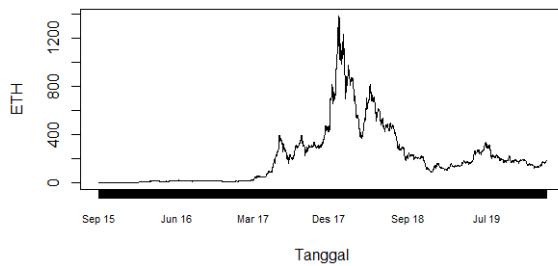
*Cryptocurrency* dengan rata-rata harga harian tertinggi dari tanggal 1 September 2015 sampai 31 Januari 2020 adalah *bitcoin* yaitu sebesar 4583,6 dolar Amerika. Disusul dengan *ethereum* dengan rata-rata harga sebesar 205,19 dolar Amerika dan *ripple* sebesar 0,2678 dolar Amerika. Harga harian *bitcoin* sangat berfluktuatif dilihat dari nilai varians sebesar 15644068, dengan harga terendah 226,2 dolar dan harga tertinggi 19346 dolar.

Puncak harga tertinggi *bitcoin* terjadi pada tanggal 17 Desember 2017, untuk harga tertinggi *ethereum* pada tanggal 14 Januari 2018, sedangkan harga tertinggi *ripple* tanggal 8 Januari 2018. Harga terendah *bitcoin* terjadi pada tanggal 4 September 2015, untuk harga *ethereum* pada tanggal 22 Oktober 2015, sedangkan harga *ripple* tanggal 1 Desember 2015. Pola data harian *cryptocurrency* dapat dilihat dengan plot *time series*. Berikut plot *time series* dari ketiga data harian *cryptocurrency*.



**Gambar 4.1 Plot Time Series Bitcoin**

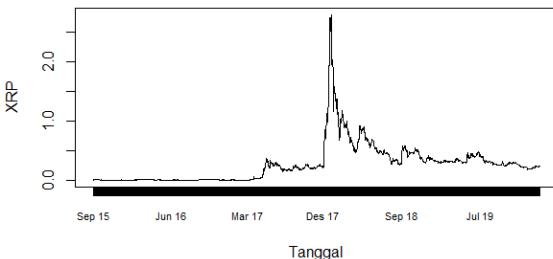
Plot *time series bitcoin* yang ditunjukkan Gambar 4.1 terdapat pola stagnan di bulan September 2015 hingga Agustus 2017, pada bulan ini munculnya pergerakan harga *bitcoin* yang mulai merangkak naik hingga mencapai puncaknya dengan harga 19.346,6 dolar Amerika di pertengahan bulan Desember 2017. Namun harga harian *bitcoin* tidak mampu meningkat lagi, bahkan terjadi tren menurun secara terus menerus hingga bulan Januari 2019, dan mulai merangkak naik kembali setelahnya, namun harga *bitcoin* tidak bisa melebihi 13.000 dolar Amerika.



**Gambar 4.2 Plot Time Series Ethereum**

Plot *time series ethereum* yang ditunjukkan Gambar 4.2 tidak berbeda dengan pola data harga *bitcoin* yang stagnan, namun pada bulan Mei 2017 harga *ethereum* mulai menunjukkan kenaikan harga walaupun sesekali mengalami penurunan harga hingga mencapai puncak tertinggi harga *ethereum* pada bulan Januari 2018. Harga *ethereum* mengalami penurunan harga yang drastis pada bulan April 2018, sempat berbalik harga di bulan Mei 2018 namun tidak bertahan lama harga *ethereum* kembali turun secara

terus menerus. Kemudian harga *ethereum* bulan Januari 2019 hingga Januari 2020 berfluktuasi di *range* harga *ethereum* 100 sampai 330 dolar Amerika.

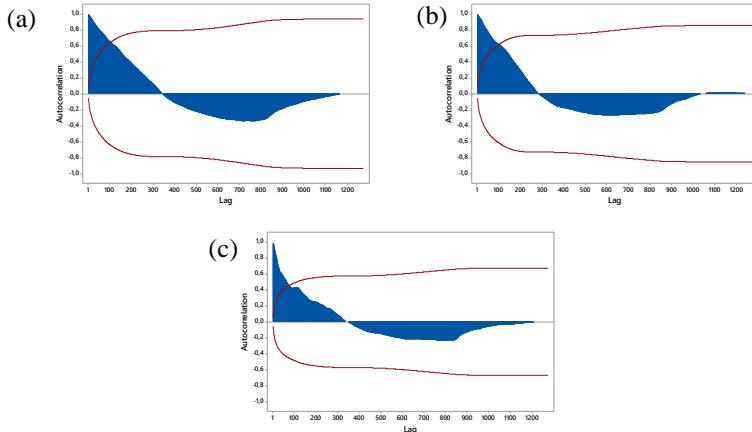


**Gambar 4.3 Plot Time Series Ripple**

Pola data harga *ripple* tidak jauh berbeda dengan 2 harga *cryptocurrency* sebelumnya, yaitu terdapat pola stagnan hingga di akhir bulan Maret 2017, pada titik inilah harga *ripple* mulai menunjukkan pergerakannya. Harga *ripple* mengalami kenaikan harga yang signifikan dari bulan Desember 2017 hingga mencapai puncaknya pada Januari 2018. Serupa dengan kenaikan harga yang signifikan dengan cepat hal ini juga terjadi pada penurunan harga yang cepat juga. Harga *ripple* mulai mengalami fluktuasi yang normal pada bulan Juni 2018 hingga Januari 2020 dengan batas bawah harga 0,18 dan batas atas 0,58 dolar Amerika.

#### 4.2. Uji Stasioneritas

Stasioneritas dapat diartikan tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Sebelum melakukan uji stasioneritas data penelitian dibagi menjadi dua bagian terlebih dahulu, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* dimulai dari tanggal 1 September 2015 sampai tanggal 28 Februari 2019, sedangkan data *testing* tanggal 1 Maret 2019 hingga 31 Januari 2020. Data yang digunakan pada uji stasioneritas dan pembentukan model yaitu data *training*. Uji stasioneritas dilakukan menggunakan bantuan software *R* dengan syntax pada Lampiran 8. Plot ACF dibentuk untuk melihat ketidakstasioneran data secara *mean* dan varians. Plot ACF ketiga data harga harian *cryptocurrency* ditampilkan pada Gambar 4.4 sebagai berikut.



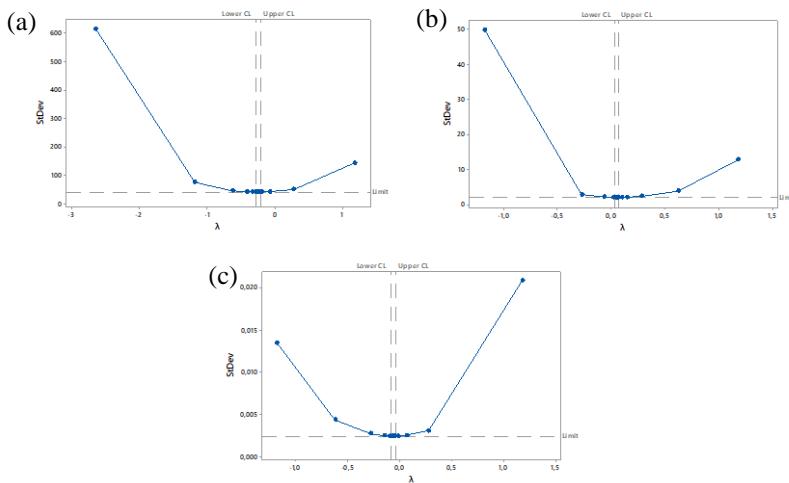
**Gambar 4.4** Plot ACF (a) *Bitcoin* (b) *Ethereum* (c) *Ripple*

Terlihat bahwa plot ACF data harga harian ketiga *cryptocurrency* cenderung turun secara lambat dan membentuk pola gelombang sehingga dapat dikatakan ketiga harga harian *cryptocurrency* tidak stasioner terhadap *mean* dan varians. Cara lain untuk mengetahui ketidakstasioneran data dengan melakukan uji *unit root* dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).

**Tabel 4.2** Uji ADF Harga Harian *Cryptocurrency*

Variabel	t-value	p-value
<i>Bitcoin</i>	-2,2512	0,472
<i>Ethereum</i>	-1,411	0,827
<i>Ripple</i>	-3,6033	0,032

Hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* pada Tabel 4.2 menunjukkan adanya ketidakstasioneran data terhadap *mean* pada harga harian *bitcoin* dan *ethereum*, karena *p-value* dari kedua variabel tersebut lebih dari  $\alpha(0,05)$ , sedangkan pada harga harian *ripple* dengan nilai *p-value* kurang dari  $\alpha(0,05)$  menunjukkan harga harian *ripple* stasioner terhadap *mean*. Kemudian untuk mengetahui stasioner atau tidaknya data terhadap varians dengan membuat plot *box-cox*, yang ditampilkan pada Gambar 4.5 sebagai berikut.



**Gambar 4.5** Plot Box-Cox (a) Bitcoin (b) Ethereum (c) Ripple

Dari ketiga plot box-cox diatas tidak ada harga harian yang nilai lambdanya 1, maka dapat dikatakan ketiga harga harian diatas tidak stasioner terhadap varians. Data yang tidak stasioner tersebut dapat diatasi dengan transformasi *log return*. Berikut merupakan hasil uji ADF setelah dilakukan transformasi terhadap ketiga harga harian *cryptocurrency*.

**Tabel 4.3** Uji ADF Transformasi *Log Return* Harga Harian *Cryptocurrency*

Variabel	t-value	p-value
Bitcoin	-9,9126	< 0,01
Ethereum	-9,8305	< 0,01
Ripple	-9,1311	< 0,01

Hasil uji ADF setelah transformasi yang dapat dilihat pada Tabel 4.3 menunjukkan ketiga data sudah stasioner, karena *p-value* dari ketiga variabel tersebut kurang dari  $\alpha(0,05)$ .

### 4.3. Model *Markov Switching Autoregressive*

*Markov Switching Autoregressive* (MSAR) digunakan untuk pemodelan data *time series* yang mengalami perubahan kondisi. Berdasarkan ketiga plot *time series* data harian *cryptocurrency* menunjukkan adanya perubahan kondisi yang sangat ekstrim,

maka dari itu pemodelan MSAR cocok dengan pola data harga harian *cryptocurrency*. Pada penelitian ini hanya menggunakan model *Autoregressive* (AR) berorde 1 atau AR(1), serta banyaknya *state/regime* dibatasi hanya menggunakan 2 sampai 9 *states*.

#### 4.3.1. Model *Markov Switching Autoregressive Bitcoin*

Data harga harian *bitcoin* merupakan data yang paling drastis dalam perubahan harganya dibandingkan kedua variabel lainnya, jika dilihat dari nilai varians yang sangat besar. Pemodelan *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) pada *bitcoin* dilakukan dengan bantuan *software R package* MSwM dengan *syntax* pada Lampiran 9. Berikut nilai AIC untuk setiap percobaan model MSAR dengan perulangan sebanyak 5 kali ditampilkan pada Tabel 4.4 dibawah.

**Tabel 4.4** Ukuran Kebaikan Model *Markov Switching Autoregressive Bitcoin*

State	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Mean
2 State	-5157,23	-5157,23	-5157,23	-5157,23	-5157,23	-5157,23
3 State	-5240,58	-5266,28	-5245,56	-5231,61	-5266,27	-5250,06
4 State	-5300,00	-5300,37	-5301,11	-5302,84	-5299,63	-5300,79
5 State	-5322,31	-5308,62	-5306,93	-5322,19	-5307,13	-5313,44
6 State	-5336,24	-5325,04	-5335,04	-5328,68	-5325,54	-5330,11
7 State	-5335,35	-5331,48	-5330,47	-5341,92	-5329,53	-5333,75
8 State	-5339,51	<b>-5352,23</b>	-5337,00	-5344,09	-5332,59	<b>-5341,08</b>
9 State	-5354,75	-5344,10	-5334,44	-5327,74	-5341,08	-5340,42

Nilai rata-rata AIC terkecil dengan menggunakan data *log return* *bitcoin* terdapat pada model MS(8)AR(1), sedangkan dari 5 kali perulangan model didapatkan model dengan AIC terkecil pada saat perulangan kedua. Model yang terbentuk pada saat perulangan kedua sebagai berikut.

$$(Y_{t_i} - \mu_{s_i}) = -0.0084 (Y_{t_{i-1}} - \mu_{s_{i-1}}) + e_t$$

dengan rata-rata dari masing-masing *state* adalah sebagai berikut.

$$\mu_{s_i} \begin{cases} \mu_1 = -0.0883, & \mu_5 = -0.1932 \\ \mu_2 = -0.0595, & \mu_6 = -0.2691 \\ \mu_3 = 0.5876, & \mu_7 = 0.0128 \\ \mu_4 = -0.2762, & \mu_8 = 0.2568 \end{cases}$$

Model terbaik pada data *log return bitcoin* yaitu model MS(8)AR(1) pada perulangan kedua. Model tersebut memiliki nilai estimasi parameter yang terdapat pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5** Estimasi Parameter Model MS(8)AR(1) *Bitcoin*

Parameter	Koefisien	p-value	Parameter	Koefisien
$\hat{\phi}_1$	-0,0084	0,765		
$\hat{\mu}_1$	-0,0883	0,751	$\sigma_1$	0,0617
$\hat{\mu}_2$	-0,0595	0,499	$\sigma_2$	0,0213
$\hat{\mu}_3$	0,5876	1,02e-06	$\sigma_3$	0,0559
$\hat{\mu}_4$	-0,2762	0,015	$\sigma_4$	0,0647
$\hat{\mu}_5$	-0,1932	< 2,2e-16	$\sigma_5$	0,0055
$\hat{\mu}_6$	-0,2691	0,002	$\sigma_6$	0,0231
$\hat{\mu}_7$	0,0128	0,809	$\sigma_7$	0,0311
$\hat{\mu}_8$	0,2568	< 2,2e-16	$\sigma_8$	0,0165

Hasil estimasi parameter model MS(8)AR(1) pada data *log return bitcoin* menunjukkan adanya *state* yang memiliki *p-value* lebih dari  $\alpha(0,05)$  yang dapat diartikan koefisien rata-rata pada beberapa *state*, diantaranya *state* 1, 2, dan 7 tidak berpengaruh signifikan terhadap model yang terbentuk. Nilai rata-rata dari masing-masing *state* memiliki nilai yang kecil serta mayoritas *state* yang terbentuk memiliki nilai negatif, menandakan model yang terbentuk lebih sering meningkat pada saat pergantian *state*. Nilai standar deviasi yang kecil setiap *state* menandakan pengelompokan data observasi masing-masing *state* memiliki nilai yang serupa. Selain itu estimasi parameter model diatas juga menghasilkan peluang matriks transisi dari model tersebut yang terlampir pada Lampiran 2. Hasil *output* peluang matriks transisi juga dapat digunakan untuk menghitung lama durasi masing-masing *state*, dapat dilihat pada tabel berikut.

**Tabel 4.6** Lama Durasi Setiap *State* Model MSAR *Bitcoin*

State	Peluang State	Durasi Kondisi State
1	0,145	1,170
2	0,804	5,103
3	0,070	1,076
4	0,101	1,112
5	0,531	2,133

**Tabel 4.6** Lama Durasi Setiap *State* Model MSAR *Bitcoin* (Lanjutan)

<i>State</i>	Peluang <i>State</i>	Durasi Kondisi <i>State</i>
6	0,118	1,133
7	0,142	1,166
8	0,439	1,782

Dapat dilihat pada Tabel 4.6 bahwa rata-rata lama durasi setiap *state* memiliki nilai yang serupa, kecuali pada *state* 2 yang berdurasi 5,103 hari sekaligus menjadi *state* yang paling lama bertahan. Sedangkan *state* dengan durasi tercepat terjadi pada *state* 3 sebesar 1,076 hari.

#### 4.3.2. Model *Markov Switching Autoregressive Ethereum*

Data harga harian *ethereum* sama halnya dengan *bitcoin* yang memiliki nilai varians besar. Pemodelan *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) pada *ethereum* dilakukan dengan bantuan *software R package* MSwM dengan *syntax* pada Lampiran 10. Berikut nilai AIC untuk setiap percobaan model MSAR dengan *state* 2 sampai 9 yang dilakukan perulangan sebanyak 5 kali ditampilkan pada Tabel 4.7 dibawah.

**Tabel 4.7** Ukuran Kebaikan Model *Markov Switching Autoregressive Ethereum*

<i>State</i>	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Mean
2 State	-3552,46	-3552,46	-3552,46	-3552,46	-3552,46	-3552,46
3 State	-3572,47	-3611,93	-3572,53	-3571,90	-3611,97	-3588,16
4 State	-3619,67	-3625,29	-3621,02	-3615,28	-3617,05	-3619,66
5 State	-3637,35	-3628,34	-3636,36	-3641,16	-3628,08	-3634,26
6 State	-3633,10	-3648,41	-3640,68	-3649,91	-3649,62	-3644,34
7 State	-3657,43	-3657,30	-3652,79	-3655,72	-3657,06	-3656,06
8 State	-3659,53	-3660,09	-3660,69	-3658,31	-3658,65	-3659,45
9 State	-3658,34	-3655,93	<b>-3668,54</b>	-3659,27	-3661,07	<b>-3660,63</b>

Nilai rata-rata AIC pada data *log return ethereum* tidak berbeda jauh satu sama lainnya. Nilai AIC terkecil diperoleh pada model MS(9)AR(1) pada perulangan model ketiga, model yang terbentuk dapat dilihat sebagai berikut.

$$(Y_{2_t} - \mu_{s_t}) = -0,0618 (Y_{2_{t-1}} - \mu_{s_{t-1}}) + e_t$$

dengan rata-rata dari masing-masing *state* adalah sebagai berikut.

$$\mu_{s_i} \begin{cases} \mu_1 = 0.2837, & \mu_6 = -0.8234 \\ \mu_2 = -0.2031, & \mu_7 = -0.1521 \\ \mu_3 = -0.1734, & \mu_8 = 0.7313 \\ \mu_4 = 1.1162, & \mu_9 = 0.2993 \\ \mu_5 = -0.0738, & \end{cases}$$

Model terbaik pada data *log return ethereum* yaitu model MS(9)AR(1) pada perulangan ketiga. Model MS(9)AR(1) tersebut memiliki nilai estimasi parameter yang terdapat pada Tabel 4.8.

**Tabel 4.8** Estimasi Parameter Model MS(9)AR(1) *Ethereum*

Parameter	Koefisien	p-value	Parameter	Koefisien
$\hat{\phi}_1$	-0,0618	0,027		
$\hat{\mu}_1$	0,2837	0,272	$\sigma_1$	0,0808
$\hat{\mu}_2$	-0,2031	2,2e-10	$\sigma_2$	0,0233
$\hat{\mu}_3$	-0,1734	0,390	$\sigma_3$	0,0445
$\hat{\mu}_4$	1,1162	1,4e-08	$\sigma_4$	0,1010
$\hat{\mu}_5$	-0,0738	0,004	$\sigma_5$	0,0072
$\hat{\mu}_6$	-0,8234	< 2,2e-16	$\sigma_6$	0,0264
$\hat{\mu}_7$	-0,1521	0,037	$\sigma_7$	0,1105
$\hat{\mu}_8$	0,7313	0,001	$\sigma_8$	0,0529
$\hat{\mu}_9$	0,2993	0,005	$\sigma_9$	0,0409

Hasil estimasi parameter model MS(9)AR(1) pada data *log return ethereum* di dominasi dengan koefisien rata-rata yang signifikan, namun masih terdapat rata-rata *state* yang tidak signifikan, yang terdapat pada *state* 1 dan *state* 3 dikarenakan p-value dari kedua *state* tersebut lebih dari  $\alpha(0,05)$ . Nilai rata-rata pada masing-masing *state* bervariasi dimana dengan batas bawah dan batas atas secara berturut-turut, sebesar -0,8234 dan 1,1162. Persebaran data masing-masing *state* pada data *log return* bagus karena nilai varians yang relatif kecil berada diantara 0,0072 hingga 0,1105. Peluang matriks transisi dari model MS(9)AR(1) *ethereum* dapat dilihat pada Lampiran 3. Diagonal peluang matriks transisi dapat digunakan untuk menghitung lama durasi masing-masing *state*, yang dapat dilihat pada Tabel 4.9.

**Tabel 4.9** Lama Durasi Setiap *State* Model MSAR Ethereum

<i>State</i>	Peluang <i>State</i>	Durasi Kondisi <i>State</i>
1	0,110	1,123
2	0,170	1,205
3	0,633	2,728
4	0,006	1,006
5	0,384	1,624
6	0,112	1,126
7	0,714	3,492
8	0,184	1,226
9	0,230	1,298

Hasil perhitungan lama durasi masing-masing *state* pada model MS(9)AR(1) *ethereum* juga memiliki nilai yang relatif sama, mayoritas berada hanya bertahan 1 hari, kecuali pada *state* 3 dan 7. *State* 7 menjadi yang paling lama bertahan dengan durasi 3,492 hari, sedangkan *state* 4 dengan durasi tercepat sebesar 1,006 hari.

#### 4.3.3. Model Markov Switching Autoregressive Ripple

Berbanding terbalik dengan data harga harian *bitcoin* yang memiliki perubahan harga yang sangat signifikan data harga harian *ripple* menjadi data yang stabil pergerakannya, dengan nilai varians sebesar 0,11. Pemodelan *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) pada *ripple* dilakukan dengan bantuan *software R package MSwM* dengan *syntax* pada Lampiran 11. Berikut nilai AIC untuk setiap percobaan model MSAR dengan *state* 2 hingga 9 dengan perulangan 5 kali ditampilkan pada Tabel 4.10 dibawah.

**Tabel 4.7** Ukuran Kebaikan Model *Markov Switching Autoregressive Ripple*

<i>State</i>	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Mean
2 State	-3591,36	-3591,36	-3591,36	-3591,36	-3591,36	-3591,36
3 State	-3727,43	-3727,43	-3727,43	-3727,43	-3727,43	-3727,43
4 State	-3739,69	-3739,87	-3744,04	-3740,98	-3741,85	-3741,29
5 State	-3744,85	-3767,17	-3759,00	-3753,13	-3760,54	-3756,94
6 State	-3776,67	-3764,27	-3748,45	-3755,15	-3773,11	-3763,53
7 State	-3761,71	-3763,70	-3771,65	-3776,21	-3775,73	-3769,8
8 State	-3777,28	-3783,20	<b>-3785,51</b>	-3773,65	-3782,79	<b>-3780,49</b>
9 State	-3777,43	-3778,17	-3774,12	-3779,53	-3776,42	-3777,13

Dilihat dari nilai rata-rata AIC yang terkecil maka didapatkan model terbaik untuk data *log return ripple* yaitu model dengan menggunakan 8 states. Model terbaik dari 5 kali perulangan model MS(8)AR(1) terdapat pada perulangan ketiga dengan model yang terbentuk sebagai berikut.

$$(Y_{3_t} - \mu_{s_t}) = -0.1068(Y_{3_{t-1}} - \mu_{s_{t-1}}) + e_t$$

dengan rata-rata dari masing-masing state adalah sebagai berikut.

$$\mu_{s_t} = \begin{cases} \mu_1 = -0.2978, & \mu_5 = -0.1949 \\ \mu_2 = 0.4171, & \mu_6 = -0.6451 \\ \mu_3 = 0.2571, & \mu_7 = 0.5524 \\ \mu_4 = -0.1822, & \mu_8 = -0.3453 \end{cases}$$

Model terbaik pada data *log return ripple* yaitu model MS(8)AR(1) pada perulangan ketiga. Model tersebut memiliki nilai estimasi parameter yang terdapat pada Tabel 4.11.

**Tabel 4.8** Estimasi Parameter Model MS(8)AR(1) Ripple

Parameter	Koefisien	p-value	Parameter	Koefisien
$\hat{\phi}_1$	-0,1068	0,0001		
$\hat{\mu}_1$	-0,2978	0,077	$\sigma_1$	0,0608
$\hat{\mu}_2$	0,4171	0,422	$\sigma_2$	0,0602
$\hat{\mu}_3$	0,2571	0,064	$\sigma_3$	0,0495
$\hat{\mu}_4$	-0,1822	0,043	$\sigma_4$	0,0168
$\hat{\mu}_5$	-0,1949	9,5e-06	$\sigma_5$	0,0263
$\hat{\mu}_6$	-0,6451	< 2,2e-16	$\sigma_6$	0,0397
$\hat{\mu}_7$	0,5524	0,049	$\sigma_7$	0,0222
$\hat{\mu}_8$	-0,3453	5,9e-05	$\sigma_8$	0,0897

Berdasarkan estimasi parameter model MS(8)AR(1) pada Tabel 4.11 dapat diketahui mayoritas state memiliki p-value kurang dari  $\alpha(0,05)$ , sedangkan state 1, 2, dan 3 tidak berpengaruh signifikan terhadap model yang terbentuk karena p-value lebih dari  $\alpha(0,05)$ . Nilai rata-rata dari masing-masing state memiliki nilai yang hampir sama. Selain itu estimasi parameter model MS(8)AR(1) juga diperoleh nilai peluang matriks transisi yang terlampir pada Lampiran 4. Matriks peluang transisi selanjutnya digunakan untuk

menghitung lama durasi masing-masing *state* yang dapat dilihat pada Tabel 4.12.

**Tabel 4.9** Lama Durasi Setiap *State* Model MSAR Ripple

<b>State</b>	<b>Peluang State</b>	<b>Durasi Kondisi State</b>
1	0,064	1,068
2	0,268	1,366
3	0,224	1,289
4	0,826	5,740
5	0,296	1,421
6	0,096	1,107
7	0,541	2,179
8	0,127	1,145

Tabel 4.12 dapat diketahui bahwa lama durasi *state* pada *ripple* cenderung berada di antara 1-2 hari, namun tidak halnya dengan *state* 4 dengan lama durasi 5,740 hari sekaligus menjadi yang terlama, dan *state* 1 menjadi durasi tercepat sebesar 1,068 hari.

#### 4.4. Perbandingan Performa Klasifikasi *State* Model MSAR

Sebelum melakukan perbandingan performa klasifikasi *state* model MSAR maka diperlukan data aktual dan data prediksi untuk diterapkan ke dalam model MSAR. Data yang digunakan pada data aktual yaitu data *testing*, sedangkan data prediksi menggunakan data ramalan model *Autoregressive* (AR) berorde 1. Hasil anggota masing-masing *state* dengan data ramalan AR(1) tersebut dibandingkan dengan data *testing* untuk mengetahui performa klasifikasi *state* model MSAR dilakukan dengan bantuan *software R package MSwM* dengan *syntax* pada Lampiran 13, 14, dan 15. Berikut nilai performa klasifikasi *state* dari ketiga jenis *cryptocurrency* ditampilkan pada Tabel 4.13.

**Tabel 4.10** Perbandingan Performa Klasifikasi *State* Model MSAR

<b>Variabel</b>	<b>Akurasi</b>	<b>Precision Macro</b>	<b>Sensitivity Macro</b>	<b>Fscore Macro</b>
BTC	42,90%	47,05%	41,96%	37,66%
ETH	65,98%	43,97%	65,11%	52,49%
XRP	<b>85,80%</b>	<b>63,34%</b>	<b>67,67%</b>	<b>65,43%</b>

Tabel 4.13 menunjukkan bahwa variabel *ripple* menghasilkan performa lebih baik dibandingkan *bitcoin* dan *ethereum*. Hal ini dapat dilihat dari keempat pengukuran hasil klasifikasi pada variabel *ripple* lebih baik dibandingkan dua variabel lainnya. Dapat dikatakan juga perbandingan klasifikasi antara data prediksi AR(1) dengan data *testing* banyak memiliki kesamaan klasifikasi *state*. Oleh karena itu, model MS(8)AR(1) pada data *ripple* menjadi model terbaik dalam hal klasifikasi *state*.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1. Kesimpulan**

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. *Cryptocurrency* dengan rata-rata harga paling besar adalah *bitcoin* yaitu 4583,6 dolar. Harga harian *bitcoin* paling berfluktuatif dilihat dari nilai varians sebesar 15644068, dengan harga terendah 226,2 dolar dan harga tertinggi 19346 dolar. Pola data *bitcoin* memiliki 2 puncak setelah terjadi penurunan harga yang signifikan sebelumnya, berbeda dengan pola data *ethereum* setelah mengalami kenaikan harga yang signifikan harga cenderung turun setiap waktunya, sedangkan pola data *ripple* mengalami peningkatan harga yang sangat cepat dan besar, begitu pula dengan penurunan harganya, namun harganya cenderung stabil setelah itu.
2. Model *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) yang terpilih berdasarkan nilai AIC minimum diperoleh data *bitcoin* dan *ripple* menggunakan model MS(8)AR(1), sedangkan *ethereum* menggunakan model MS(9)AR(1).
3. Nilai kebaikan hasil klasifikasi *state* terbaik diantara ketiga model *cryptocurrency* diperoleh data *ripple* yang memiliki nilai kinerja paling baik dengan nilai akurasi sebesar 85,8%.

#### **5.2. Saran**

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh, dapat dirumuskan saran sebagai pertimbangan penelitian selanjutnya adalah menentukan model *Autoregressive* yang sesuai dengan data pengamatan, serta semua parameter dalam uji signifikansi terpenuhi agar menghasilkan model yang lebih baik.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **DAFTAR PUSTAKA**

- Adhikari, R. dan Agrawal, R.K. (2013), *An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting*, LAP Lambert Academic Publishing, Saarbrucken.
- Akaike, H. (1978), "A Bayesian Analysis of the Minimum AIC Procedure", *Ann. Inst. Statist. Math.*, Vol. 30, hal. 9-14.
- Bohte, R. dan Rossini, L. (2019), "Comparing the Forecasting of Cryptocurrencies by Bayesian Time-Varying Volatility Models", *Journal of Risk and Financial Manager*, Vol. 12, hal. 150-168.
- Chaum, D. (1982), "Blind Signatures for Untraceable Payments", *Advances in Cryptology Proceedings of Crypto 82*, hal. 199-203.
- Cryer, J.D. dan Chan, K.-S. (2008), *Time Series Analysis with Applications in R*, Springer Science+Business Media, LLC, New York.
- CryptoCompare (2020), *Live Cryptocurrency Prices, Trades, and Forums*. [Online] diakses dari: <http://cryptocompare.com> [pada 16 Januari 2020].
- Dabu, P. (2018), *Dewa Kriptografi, David Chaum: Dari DigiCash ke Elixir*. [Online] diakses dari: <http://blockchainmedia.id> [pada 21 Januari 2020].
- Dai, W. (1998), *B-Money*. [Online] diakses dari: <http://weidai.com> [pada 21 Januari 2020].
- DeFusco, R.A., McLeavey, D.W., Pinto, J.E., dan Runkle, D.E. (2007), *Quantitative Investment Analysis, Second Edition*, John Wiley & Sons, New Jersey.

- Dempster, A.P., Laird, N.M., dan Rubin, D.B. (1977), "Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm", *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 39, No. 1, hal. 1-38.
- Dourado, E. dan Brito, J. (2014), "Cryptocurrency", *The New Palgrave Dictionary of Economics, Online Edition*.
- Fruhwirth-Schnatter, S. (2006), *Finite Mixture and Markov Switching Models*, Springer, New York.
- Gujarati, D.N. (2003), *Basic Econometrics, Fourth Edition*, McGraw-Hill, New York.
- Gunanjar, B. (2006), *Penerapan Model ARCH/GARCH dan Model MSAR (Markov Switching Autoregression) pada Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika dan IHSG*, Undergraduate Thesis, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Hamilton, J.D. (1989), "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle", *Econometrica*, Vol. 57, No. 2, hal. 357-384.
- Hamilton, J.D. (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press, New Jersey.
- Jarque, C.M. dan Bera, A.K. (1980), "Efficient Tests for Normality, Homoscedasticity and Serial Independence of Regression Residuals", *Economics Letters*, Vol. 6, No. 3, hal. 255-259.
- Katchova, A. (2013), *Time Series ARIMA Models*, [Online] diakses dari: <http://sites.google.com/site/econometricsacademy> [pada 22 Januari 2020].
- Kim, C.-J. (1994), "Dynamic Linear Models with Markov Switching", *Journal of Econometrics*, Vol. 60, hal. 1-22.

- Kim, C.-J. dan Nelson, C.R. (1999), *State-Space Models with Regime Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications*, The MIT Press, Cambridge.
- Maupin, T. (2019), *Can Bitcoin, and other Cryptocurrencies, be Modeled Effectively with a Markov-Switching Approach?*, Royal Instituteof Technology School of Engineering Sciences, Stockholm.
- Menteri Perdagangan Republik Indonesia (2018), *Peraturan Menteri Perdagangan Republik Indonesia No. 99 Tahun 2018 Tentang Kebijakan Umum Penyelenggaraan Perdagangan Berjangka Aset Kripto (Crypto Asset)*, Menteri Perdagangan Republik Indonesia, Jakarta.
- Menteri Perindustrian dan Perdagangan Republik Indonesia (1998), *Keputusan Menteri Perindustrian dan Perdagangan No. 23 Tahun 1998 Tentang Lembaga-Lembaga Usaha Perdagangan*, Menteri Perindustrian dan Perdagangan Republik Indonesia, Jakarta, diakses dari: kemenperin.go.id.
- Mulyanto, F. (2015), "Pemanfaatan Cryptocurrency Sebagai Penerapan Mata Uang Rupiah Kedalam Bentuk Digital Menggunakan Teknologi Bitcoin", *Indonesian Journal on Networking and Security*, hal. 19-26.
- Nakamoto, S. (2009), *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. [Online] diakses dari: <http://bitcoin.org> [pada 21 Januari 2020].
- Nubika, I. (2018), *BITCOIN: Mengenal Cara Baru Berinvestasi Generasi Milenial*, Genesis Learning, Bantul.
- Pebriansyah (2018), *Sejarah Singkat Cryptocurrency Sebelum Era Bitcoin*. [Online] diakses dari: <http://cryptoiz.net> [pada 21 Januari 2020].

- Rasbin (2015), "Pengaruh Variabel-Variabel Fundamental Makroekonomi, Nonekonomi, dan News (Berita) terhadap Pergerakan Nilai Tukar Rupiah Periode 2004-2014", *Jurnal Ekonomi & Kebijakan Publik*, Vol. 6, No. 2, hal. 123-134.
- Rizqia, D. (2020), *Mengenal Ripple Lebih Dekat*. [Online] diakses dari: <http://coinvestasi.com> [pada 17 Januari 2020].
- SelembarDigital (2020), *Apa itu Ethereum?* [Online] diakses dari: <http://selembardigital.com> [pada 17 Januari 2020].
- Sokolova, M. dan Lapalme, G. (2009), "A Systematic Analysis of Performance Measures for Classification Tasks", *Information Processing and Management*, Vol. 45, hal. 427-437.
- Tsay, R.S. (2002), *Analysis of Financial Time Series*, John Wiley & Sons, Canada.
- Wei, W.W.S. (2006), *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*, Pearson, New York.
- Wizsa, U.A., Devianto, D., dan Maiyastri (2006), "Model Laju Perubahan Nilai Tukar Rupiah (IDR) terhadap Poundsterling (GBP) dengan Metode Markov Switching Autoregressive (MSAR)", *Jurnal Matematika UNAND*, Vol. 5, No. 3, hal. 56-64.

## LAMPIRAN

**Lampiran 1.** Data Harga Harian *Bitcoin, Ethereum, dan Ripple*

No	Tanggal	Y <sub>1</sub>	Y <sub>2</sub>	Y <sub>3</sub>
1	01-09-2015	229,47	1,31	0,0055
2	02-09-2015	227,18	1,36	0,0069
3	03-09-2015	228,63	1,14	0,0095
4	04-09-2015	226,20	1,28	0,0095
5	05-09-2015	230,25	1,23	0,0087
6	06-09-2015	233,67	1,37	0,0080
7	07-09-2015	239,86	1,34	0,0076
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1275	26-02-2019	3771,62	133,42	0,3005
1276	27-02-2019	3845,51	139,02	0,3307
1277	28-02-2019	3817,88	137,12	0,3197
1278	01-03-2019	3830,72	135,94	0,3136
1279	02-03-2019	3823,37	136,29	0,3166
1280	03-03-2019	3831,48	136,15	0,3172
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1609	26-01-2020	8345,88	160,36	0,2193
1610	27-01-2020	8602,37	167,72	0,2308
1611	28-01-2020	8898,94	169,95	0,2304
1612	29-01-2020	9391,97	176,00	0,2396
1613	30-01-2020	9286,18	173,55	0,2350
1614	31-01-2020	9501,38	184,47	0,2433

**Lampiran 2.** Matriks Peluang Transisi *Bitcoin*

	State 1	State 2	State 3	State 4	State 5	State 6	State 7	State 8
State 1	1.45E-01	1.35E-01	1.81E-05	2.36E-10	9.36E-02	6.74E-09	2.28E-07	3.45E-02
State 2	4.30E-01	8.04E-01	8.92E-03	3.48E-04	5.97E-04	7.75E-02	3.03E-02	5.55E-03
State 3	2.94E-05	5.41E-03	7.03E-02	3.88E-01	2.66E-11	2.05E-01	2.81E-01	2.97E-08
State 4	6.11E-10	2.79E-04	5.42E-01	1.01E-01	1.06E-08	4.78E-01	4.38E-01	1.65E-07
State 5	3.20E-01	6.94E-04	5.54E-11	1.45E-08	5.31E-01	2.99E-04	8.50E-06	5.21E-01
State 6	1.02E-08	3.47E-02	1.49E-01	2.54E-01	1.14E-04	1.18E-01	1.09E-01	3.77E-06
State 7	3.56E-07	1.46E-02	2.30E-01	2.58E-01	3.17E-06	1.21E-01	1.42E-01	1.20E-05
State 8	1.05E-01	4.93E-03	5.91E-08	2.28E-07	3.74E-01	7.58E-06	2.42E-05	4.39E-01

**Lampiran 3.** Matriks Peluang Transisi *Ethereum*

	State 1	State 2	State 3	State 4	State 5	State 6	State 7	State 8	State 9
State 1	1.10E-01	3.58E-01	9.55E-05	3.94E-02	4.56E-02	4.62E-03	1.22E-07	1.33E-01	3.56E-02
State 2	7.14E-01	1.70E-01	2.35E-04	8.76E-05	1.43E-01	3.34E-01	1.86E-06	4.72E-01	2.24E-01
State 3	9.10E-05	1.05E-04	6.33E-01	2.48E-01	4.22E-09	6.12E-05	1.49E-01	5.59E-04	2.17E-04
State 4	1.29E-02	1.71E-05	1.09E-01	5.53E-03	4.56E-11	9.72E-02	1.37E-01	7.31E-04	1.51E-03
State 5	3.39E-02	5.51E-02	4.03E-09	8.99E-11	3.84E-01	1.95E-01	5.78E-11	4.27E-02	1.10E-01
State 6	4.50E-03	1.66E-01	6.44E-05	1.96E-01	2.70E-01	1.12E-01	4.60E-04	4.71E-02	2.97E-01
State 7	1.59E-07	1.31E-06	2.56E-01	5.06E-01	9.96E-11	8.26E-04	7.14E-01	6.51E-08	1.16E-07
State 8	9.52E-02	1.61E-01	4.66E-04	1.85E-03	4.01E-02	3.21E-02	3.95E-08	1.84E-01	1.02E-01
State 9	2.98E-02	8.95E-02	1.96E-04	3.55E-03	1.17E-01	2.24E-01	7.08E-08	1.21E-01	2.30E-01

**Lampiran 4.** Matriks Peluang Transisi *Ripple*

	State 1	State 2	State 3	State 4	State 5	State 6	State 7	State 8
State 1	6.36E-02	5.32E-02	4.13E-01	2.70E-02	7.05E-02	2.87E-02	7.04E-04	9.04E-02
State 2	4.02E-02	2.68E-01	4.85E-03	2.31E-05	2.19E-01	3.70E-01	1.08E-02	1.82E-02
State 3	6.94E-01	1.10E-02	2.24E-01	5.45E-02	1.36E-02	2.28E-02	1.04E-08	6.04E-01
State 4	3.26E-02	4.92E-05	3.93E-02	8.26E-01	5.57E-03	5.71E-04	1.91E-08	1.29E-01
State 5	7.25E-02	2.93E-01	9.01E-03	3.84E-03	2.96E-01	3.93E-01	2.62E-01	2.50E-02
State 6	2.33E-02	3.52E-01	1.09E-02	2.79E-04	2.93E-01	9.63E-02	1.83E-01	5.90E-03
State 7	1.72E-04	3.96E-03	1.19E-09	1.50E-09	8.31E-02	8.26E-02	5.41E-01	6.38E-04
State 8	7.30E-02	1.89E-02	2.98E-01	8.87E-02	1.88E-02	5.96E-03	2.49E-03	1.27E-01

**Lampiran 5.** *Confusion Matrix Bitcoin*

	Prediksi							
	0	1	2	3	4	5	6	7
Aktual	7	2	0	1	0	0	0	0
	0	59	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	33	0	0	0	0
	0	4	5	25	0	7	11	0
	0	39	0	0	30	0	0	0
	0	4	0	3	0	3	0	0
	0	1	0	3	0	8	4	0
	3	66	0	0	3	0	0	17

**Lampiran 6.** *Confusion Matrix Ethereum*

	Prediksi							
	0	1	2	3	4	5	6	7
Aktual	12	4	0	0	0	1	0	0
	0	174	2	0	18	14	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	1	0	0	0	0
	0	0	0	0	23	0	0	0
	0	0	0	0	0	1	0	0
	0	0	0	0	0	0	1	0
	32	10	0	2	0	0	6	2
	3	11	0	0	0	9	0	9

**Lampiran 7.** *Confusion Matrix Ripple*

	Prediksi							
	0	1	2	3	4	5	6	7
Aktual	54	0	5	10	0	0	0	0
	0	4	0	0	1	0	0	0
	1	1	118	18	1	0	0	3
	0	0	0	108	0	0	0	0
	0	0	0	0	5	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	1	0
	5	0	0	2	1	0	0	0

**Lampiran 8.** Syntax Eksplorasi Data

```

library(readxl)
library(tseries)

a0 = read_excel("d:/Final1.xlsx")
summary(a0)
train = a0[1:1277,]
test = a0[1277:1614,]
BTCtrain = as.ts(train$BTC)
ETHtrain = as.ts(train$ETH)
XRPtrain = as.ts(train$XRP)
BTCtest = as.ts(test$BTC)
ETHtest = as.ts(test$ETH)
XRPtest = as.ts(test$XRP)

Tanggal = as.Date(a0$Tanggal, "%y-%m-%d")
plot(a0$BTC~Tanggal,xaxt="n",type="l")
axis(1,Tanggal, format(Tanggal, "%b %y"), las=1, cex.axis = .7 )
plot(a0$ETH~Tanggal,xaxt="n",type="l")
axis(1,Tanggal, format(Tanggal, "%b %y"), las=1, cex.axis = .7 )
plot(a0$XRP~Tanggal,xaxt="n",type="l")
axis(1,Tanggal, format(Tanggal, "%b %y"), las=1, cex.axis = .7 )

acf(BTCtrain, lag.max = 1276)
acf(ETHtrain, lag.max = 1276)
acf(XRPtrain, lag.max = 1276)

adf.test(BTCtrain,alternative="stationary")
adf.test(ETHtrain,alternative="stationary")
adf.test(XRPtrain,alternative="stationary")

BTC=diff(log(BTCtrain))
ETH=diff(log(ETHtrain))
XRP=diff(log(XRPtrain))

adf.test(BTC,alternative="stationary")
adf.test(ETH,alternative="stationary")
adf.test(XRP,alternative="stationary")

```

**Lampiran 9.** Syntax MSAR Bitcoin

Library(MSwM)
n = length(BTC)

**Lampiran 9.** Syntax MSAR *Bitcoin* (Lanjutan)

```

BTC1=BTC[1:(n-1)]
BTC0=BTC[2:n]
modelBTC=lm(BTC0~0+BTC1)
mod2BTC=msmFit(modelBTC,k=2,sw=rep(TRUE,2))
mod3BTC=msmFit(modelBTC,k=3,sw=rep(TRUE,2))
mod4BTC=msmFit(modelBTC,k=4,sw=rep(TRUE,2))
mod5BTC=msmFit(modelBTC,k=5,sw=rep(TRUE,2))
mod6BTC=msmFit(modelBTC,k=6,sw=rep(TRUE,2))
mod7BTC=msmFit(modelBTC,k=7,sw=rep(TRUE,2))
mod8BTC=msmFit(modelBTC,k=8,sw=rep(TRUE,2))
mod9BTC=msmFit(modelBTC,k=9,sw=rep(TRUE,2))
summary(mod9BTC)

```

**Lampiran 10.** Syntax MSAR *Ethereum*

```

ETH1=ETH[1:(n-1)]
ETH0=ETH[2:n]
modelETH=lm(ETH0~0+ETH1)
mod2ETH=msmFit(modelETH,k=2,sw=rep(TRUE,2))
mod3ETH=msmFit(modelETH,k=3,sw=rep(TRUE,2))
mod4ETH=msmFit(modelETH,k=4,sw=rep(TRUE,2))
mod5ETH=msmFit(modelETH,k=5,sw=rep(TRUE,2))
mod6ETH=msmFit(modelETH,k=6,sw=rep(TRUE,2))
mod7ETH=msmFit(modelETH,k=7,sw=rep(TRUE,2))
mod8ETH=msmFit(modelETH,k=8,sw=rep(TRUE,2))
mod9ETH=msmFit(modelETH,k=9,sw=rep(TRUE,2))
summary(mod8ETH)

```

**Lampiran 11.** Syntax MSAR *Ripple*

```

XRP1=XRP[1:(n-1)]
XRP0=XRP[2:n]
modelXRP=lm(XRP0~0+XRP1)
mod2XRP=msmFit(modelXRP,k=2,sw=rep(TRUE,2))
mod3XRP=msmFit(modelXRP,k=3,sw=rep(TRUE,2))
mod4XRP=msmFit(modelXRP,k=4,sw=rep(TRUE,2))
mod5XRP=msmFit(modelXRP,k=5,sw=rep(TRUE,2))
mod6XRP=msmFit(modelXRP,k=6,sw=rep(TRUE,2))
mod7XRP=msmFit(modelXRP,k=7,sw=rep(TRUE,2))
mod8XRP=msmFit(modelXRP,k=8,sw=rep(TRUE,2))
mod9XRP=msmFit(modelXRP,k=9,sw=rep(TRUE,2))
summary(mod9XRP)

```

### Lampiran 12. Syntax Prediksi State

```

SmoothStates = function(model,object,k,df,nr,test){
  Coef=object@Coef
  std=object@std
  P=object@transMat
  iniProb=object@iniProb

  term=matrix(data=0,nrow=nr,ncol=1)
  for (i in 2:nr){
    term[1,] = object@model[["coefficients"]]*df[1275]
    term[i,] = object@model[["coefficients"]]*term[i-1,]
  } #Nilai Prediksi AR(1)#

  CondMean=as.matrix(term) %*% t(as.matrix(Coef))
  error= as.matrix(test) %*% matrix(rep(1,k),nrow=1)-CondMean
  Likel=t(dnorm(t(error),0,std))

  #####Filtered Probabilities#####
  fProb=matrix(data=0,nrow=nr,ncol=k)
  margLik=matrix(data=0,nrow=nr,ncol=1)
  fProb[1,]= (P%*%matrix(iniProb,ncol=1))*t(Likel[1,,drop=F])
  margLik[1,1] = sum(fProb[1,])
  fProb[1,] = fProb[1,] / margLik[1,1]
  for (i in 2:nr){
    fProb[i,] = (P%*%t(fProb[i-1,,drop=F]))*t(Likel[i,,drop=F])
    margLik[i,1] = sum(fProb[i,])
    fProb[i,] = fProb[i,]/margLik[i,1]
  }

  # Negative sum of log Likelihood
  loglik=-sum(log(margLik[1:nr]))

  #####Smoothed Probabilities#####
  smoTransMatrob=matrix(0,ncol=k,nrow=nr+1)
  smoTransMatrob[nr+1,]=fProb[nr,]
  proba=rbind(iniProb,fProb)
  pro=proba%*%t(P)
  smoTransMat=list(NULL)
  for (i in (nr-1):0){
    smoTransMat[[i+1]]=matrix(0,ncol=k,nrow=k)
    for (ini in 1:k){
      smoTransMatrob[i+1,ini]=0
      for (fi in 1:k){
        smoTransMatrob[i+1,ini]=smoTransMatrob[i+1,ini]+pro[ini,fi]*fProb[fi,]
      }
    }
  }
}

```

### Lampiran 12. Syntax Prediksi State (Lanjutan)

```

smoTransMat[[i+1]][ini,fi]=smoTransMatrob[i+2,fi]*proba[i+1,ini]*P[fi
,ini]/pro[i+1,fi]
smoTransMatrob[i+1,ini]=smoTransMatrob[i+1,ini] +
smoTransMat[[i+1]][ini,fi]
}
}
}

####TransMat#####
sProb = data.frame(smoTransMatrob)
sProb$state=apply(sProb, 1, which.max)
PredState=sProb$state
}

BTCtest1 = diff(log(BTCtest))
ETHtest1 = diff(log(ETHtest))
XRPtest1 = diff(log(XRPtest))
PredStateBTC8 =
factor(SmoothStates(modelBTC,mod8BTC,8,BTC0,337,BTCtest1))
PredStateETH9 =
factor(SmoothStates(modelETH,mod9ETH,9,ETH0,337,ETHtest1))
PredStateXRP8 =
factor(SmoothStates(modelXRP,mod8XRP,8,XRP0,337,XRPtest1))

PredStateBTC8asli=
factor(SmoothStates(modelBTC,mod8BTC,8,BTC0,337,BTCtest1))
PredStateETH9asli=
factor(SmoothStates(modelETH,mod9ETH,9,ETH0,337,ETHtest1))
PredStateXRP8asli=
factor(SmoothStates(modelXRP,mod8XRP,8,XRP0,337,XRPtest1))

```

### Lampiran 13. Syntax Performa Klasifikasi State Bitcoin

```

library(caret)
cmBTC = as.matrix(table(Actual = PredStateBTC8asli, Predicted =
PredStateBTC8))
nzBTC = sum(cmBTC) #jumlah data
ncBTC = nrow(cmBTC) #jumlah faktor
diagBTC = diag(cmBTC) #jumlah True Positive
rowsumsBTC = apply(cmBTC, 1, sum) #jumlah data setiap faktor
colsumsBTC = apply(cmBTC, 2, sum) #jumlah prediksi setiap faktor
accuracyBTC = sum(diagBTC) / nzBTC

```

**Lampiran 13.** Syntax Performa Klasifikasi *State Bitcoin* (Lanjutan)

```
####Precision, Sensitivity, F1 per faktor#####
precisionBTC = diagBTC / colsumsBTC
precisionBTC[3] = 0
sensitivityBTC = diagBTC / rowsumsBTC
f1BTC = 2 * precisionBTC * sensitivityBTC / (precisionBTC +
sensitivityBTC)
f1BTC[3] = 0
dfprecisionBTC = data.frame(precisionBTC, sensitivityBTC, f1BTC)

####Macro (Precision, Sensitivity, F1)#####
macroPrecisionBTC = mean(precisionBTC)
macroSensitivityBTC = mean(sensitivityBTC)
macroF1BTC = 2 * macroPrecisionBTC * macroSensitivityBTC /
(macroPrecisionBTC + macroSensitivityBTC)
```

**Lampiran 14.** Syntax Performa Klasifikasi *State Ethereum*

```
cmETH = as.matrix(table(Actual = PredStateETH9asli, Predicted =
PredStateETH9))
nzETH = sum(cmETH)
ncETH = nrow(cmETH)
diagETH = diag(cmETH)
rowsumsETH = apply(cmETH, 1, sum)
colsumsETH = apply(cmETH, 2, sum)
accuracyETH = sum(diagETH) / nzETH

precisionETH = diagETH / colsumsETH
sensitivityETH = diagETH / rowsumsETH
sensitivityETH[3] = 0
f1ETH = 2 * precisionETH * sensitivityETH / (precisionETH +
sensitivityETH)
f1ETH[3] = 0

dfprecisionETH = data.frame(precisionETH, sensitivityETH, f1ETH)
macroPrecisionETH = mean(precisionETH)
macroSensitivityETH = mean(sensitivityETH)
macroF1ETH = 2 * macroPrecisionETH * macroSensitivityETH /
(macroPrecisionETH + macroSensitivityETH)
macroaverageETH = data.frame(macroPrecisionETH, macroSensitivityETH,
macroF1ETH)
macroaverageETH
```

**Lampiran 15.** Syntax Performa Klasifikasi *State Ripple*

```
cmXRP = as.matrix(table(Actual = PredStateXRP8asli, Predicted =  
PredStateXRP8))  
nzXRP = sum(cmXRP)  
ncXRP = nrow(cmXRP)  
diagXRP = diag(cmXRP)  
rowsumsXRP = apply(cmXRP, 1, sum)  
colsumsXRP = apply(cmXRP, 2, sum)  
accuracyXRP = sum(diagXRP) / nzXRP  
accuracyXRP  
  
precisionXRP = diagXRP / colsumsXRP  
precisionXRP[6] = 0  
sensitivityXRP = diagXRP / rowsumsXRP  
sensitivityXRP[6] = 0  
f1XRP = 2 * precisionXRP * sensitivityXRP / (precisionXRP +  
sensitivityXRP)  
f1XRP[6] = 0  
f1XRP[8] = 0  
dfprecisionXRP = data.frame(precisionXRP, sensitivityXRP, f1XRP)  
  
macroPrecisionXRP = mean(precisionXRP)  
macroSensitivityXRP = mean(sensitivityXRP)  
macroF1XRP = 2 * macroPrecisionXRP * macroSensitivityXRP /  
(macroPrecisionXRP + macroSensitivityXRP)  
macroaverageXRP = data.frame(macroPrecisionXRP, macroSensitivityXRP,  
macroF1XRP)  
macroaverageXRP
```

**Lampiran 16.** Surat Keterangan Pengambilan Data**SURAT PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FSAD ITS:

Nama : Akhmad Ridho Ashariansyah

NRP : 0621164000089

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian / buku / Tugas Akhir Thesis/ publikasi lainnya yaitu:

Sumber : *CryptoCompare* (<http://cryptocompare.com>)

Keterangan : Data harga harian *cryptocurrency* meliputi *bitcoin*, *ethereum*, dan *ripple*

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui  
Pembimbing Tugas Akhir

Surabaya, 15 Juni 2020

Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKom., Ph.D.  
NIP. 19621015 198803 1 002

Akhmad Ridho Ashariansyah  
NRP. 0621164000089

\*(coret yang tidak perlu)

## BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Banjarmasin pada tanggal 19 Agustus 1998 dengan nama Akhmad Ridho Ashariansyah dan biasa dipanggil Ridho. Penulis menempuh pendidikan formal di SD Negeri Pasar Lama 1 Banjarmasin (2004-2010), SMPN 1 Banjarmasin (2010-2013), SMAN 1 Banjarmasin (2013-2016), kemudian melanjutkan jenjang perguruan tinggi di Departemen Statistika ITS diterima melalui jalur SBMPTN pada tahun 2016. Selama masa perkuliahan, penulis

aktif di berbagai organisasi, kepanitiaan, serta pelatihan pengembangan diri. Pada tahun kedua perkuliahan, penulis mengikuti organisasi dan kepanitiaan di dalam ITS sebagai Staff Departemen Komunikasi dan Informasi (KOMINFO) HIMASTA-ITS, Staff *Human Resource Development* (HRD) SCC HIMASTA-ITS, dan Staff Media Informasi Pekan Raya Statistika (PRS) 2018. Di tahun ketiga, penulis aktif menjadi Staff Ahli *Public Relation* SCC HIMASTA-ITS serta sebagai Pemandu Integralistik GERIGI ITS 2018. Segala kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, dapat menghubungi penulis melalui email akhmadridhoashariansyah@gmail.com.