

**PENERAPAN METODE *FUZZY TIME SERIES CHEN*
DAN *AUTOREGRESIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE (ARIMA)* DALAM PERAMALAN HARGA
PENUTUPAN EMAS BERJANGKA**

(Studi Kasus : Harga Penutupan Emas Berjangka Periode 1 September 2021 – 16
Februari 2022)

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Program
Studi Statistika



Disusun Oleh:
Fatihatun Naja
18611139

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA YOGYAKARTA**

2022

**HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING
TUGAS AKHIR**

Judul : PENERAPAN METODE FUZZY TIME SERIES
CHEN DAN AUTOREGRESIVE INTEGRATED
MOVING AVERAGE (ARIMA) DALAM
PERAMALAN HARGA PENUTUPAN EMAS
BERJANGKA (Studi Kasus : Harga Penutupan
Emas Berjangka Periode 1 September 2021 – 16
Februari 2022)

Nama Mahasiswa : Fatihatun Naja

NIM : 18611139

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK
DIUJIKAN**

Yogyakarta, 20 April 2022

Mengetahui,
Pembimbing Ketua Prodi Statistika


(Prof. Akhmad Fauzy, S.Si., M.Si., Ph.D.)


(Dr. Edy Widodo, S.Si., M.Si.)

**HALAMAN PENGESAHAN
TUGAS AKHIR**

**PENERAPAN METODE *FUZZY TIME SERIES CHEN* DAN
AUTOREGRESIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)
DALAM PERAMALAN HARGA PENUTUPAN EMAS BERJANGKA**
(Studi Kasus : Harga Penutupan Emas Berjangka Periode 1 September 2021 – 16

Februari 2022)

Nama Mahasiswa : Fatihatun Naja

NIM : 18611139

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN
PADA TANGGAL : 21 April 2022**

Nama Penguji

Tanda Tangan

1. Muhammad Muhajir ,S.Si.,M.Sc.



2. Mujiati Dwi Kartikasari, S.Si., M.Sc.

.....

3. Prof.Akhmad Fauzy,S.Si., M.Si., Ph.D.



Mengetahui,

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



(Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D.)



KATA PENGANTAR



Assalamu'alaikum Wr.Wb

Alhamdulillahahirabbil'aalamiin, puji syukur penulis haturkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, taufik, dan hidayah-Nya. Shalawat serta salam penulis haturkan kepada Nabi Muhammad SAW beserta keluarga dan sahabat yang selalu yang selalu membantu perjuangan beliau dalam menegakkan islam di muka bumi ini.

Kerja Praktik ini dilakukan sebagai salah satu persyaratan yang harus dipenuhi dalam menyelesaikan jenjang strata satu (S1) di Program Studi Statistika, Universitas Islam Indonesia. Tugas akhir yang berjudul **“PENERAPAN METODE FUZZY TIME SERIES CHEN DAN AUTOREGRESIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) DALAM PERAMALAN HARGA PENUTUPAN EMAS BERJANGKA (*Studi Kasus : Harga Penutupan Emas Berjangka Periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022*)”** ini selain disusun guna memenuhi persyaratan untuk menyelesaikan studi jenjang strata satu (S1) Jurusan Statistika Universitas Islam Indonesia, juga untuk memberikan wawasan, dan mengenalkan penerapan ilmu statistika dalam hal pengumpulan dan pengolahan data.

Penulis menyadari bahwa Penulisan laporan ini banyak memperoleh bantuan dari berbagai pihak, baik yang berupa saran, kritik, bimbingan maupun bantuan lainnya. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Bapak, Ibu, dan Kakak-kakak yang selalu memberikan dukungan, semangat serta mendo'akan yang terbaik.
2. Bapak Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D., selaku dekan FMIPA UII beserta jajarannya,
3. Bapak Dr. Edy Widodo, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Statistika beserta jajarannya,
4. Bapak Prof. Akhmad Fauzy, S.Si., M.Si., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing

tugas akhir yang telah sabar membimbing dan membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

5. Dosen-dosen di Program Studi Statistika FMIPA UII yang telah mendidik dan memberikan ilmunya kepada penulis serta selalu menginspirasi.
6. Sahabat tercinta Afifah Zahrunnisa yang telah menjadi partner Kuliah dari awal semester 1 hingga kini yang selalu dapat diandalkan dalam berdiskusi dan memberi semangat yang besar dalam pengerjaan tugas akhir ini.
7. Sahabat seperjuangan di Jurusan Statistika yaitu Ghaita Zahira Shafa, Dian Puspitasi, dan semua teman CAPTAIN 18 yang senantiasa berbagi suka cita, serta menemani selama perkuliahan, dan mengerjakan tugas akhir ini.
8. Sahabat sedari SMA yang selalu menyemangati dan menjadi pendengar yang baik yaitu Rifna, Lintang, Arimbi, Ida, Hani, Ayudya, dan Amalia.
9. Semua pihak yang telah membantu yang tidak dapat penyusun sebutkan satu per satu, terima kasih.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa tugas akhir ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu segala kritik dan saran yang sifatnya membangun selalu penulis harapkan. Semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi penulis khususnya dan bagi semua yang membutuhkan. Akhir kata, semoga Allah SWT selalu melimpahkan rahmat serta hidayah-Nya kepada kita semua, *Amin amin ya robbal 'alamiin*

Wassalamualaikum Wr. Wb

Yogyakarta, 7 Maret 2022

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING TUGAS AKHIR.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN TUGAS AKHIR	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR LAMPIRAN	x
PERNYATAAN	xi
INTISARI	xii
ABSTRACT	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Jenis Penelitian dan Metode Analisis.....	4
1.5. Tujuan Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
BAB III LANDASAN TEORI.....	9
3.1. Pengertian Emas	9
3.2. Pengertian investasi Emas.....	9
3.3. Pengertian Investasi Emas Berjangka	9
3.4. Statistika Deskriptif.....	10
3.5. Analisis Runtun Waktu (<i>Time Series</i>).....	11
3.6. Peramalan (<i>Forecasting</i>).....	13
3.7. Logika dan Himpunan <i>Fuzzy</i>	13
3.8. Fuzzifikasi	14
3.9. Defuzzifikasi	15
3.10. <i>Fuzzy Time Series</i> (FTS)	15
3.11. <i>Fuzzy Time Series Chen</i>	17
3.12. <i>Auto Regressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	18
3.12.1 Stasioneritas.....	19
3.12.2 Diferensi	20
3.12.3 <i>Unit root test</i>	21
3.12.4 <i>Backshift Model</i>	25
3.12.5 <i>Auto Regressive</i> (AR) <i>Model</i>	26
3.12.6 <i>Moving Average</i> (MA) <i>Model</i>	28
3.12.7 Fungsi Autokorelasi (ACF)	30
3.12.8 Fungsi Autokorelasi (PACF).....	30
3.12.9 Proses Penerapan Metode ARIMA	31
3.13. <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE).....	35
BAB IV METODOLOGI PENELITIAN	36
4.1. Populasi Data Penelitian	36
4.2. Jenis dan Sumber Data	36
4.3. Variabel Penelitian	36

4.4.	Metode Analisis Data	36
4.5.	Alat dan cara organisir data.....	37
	BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN.....	38
5.1.	Data Harga Emas Berjangka	38
5.2.	Analisis Deskriptif	39
5.3.	<i>Fuzzy Time Series Chen</i>	40
5.3.1	Pembentukan Himpunan Semesta	40
5.3.2	Pembentukan Interval	40
5.3.3	Pembentukan Himpunan <i>Fuzzy</i> (Fuzzifikasi).....	42
5.3.4	<i>Fuzzy Logic Relationship</i> (FLR) dan <i>Fuzzy Logic Relationship Group</i> (FLRG)	43
5.3.5	Defuzzifikasi <i>Chen</i>	45
5.3.6	Peramalan <i>Fuzzy Time Series Chen</i>	46
5.4.	Peramalan <i>Auto Regressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA). 47	
5.4.1	Grafik Runtun Waktu	47
5.4.2	Uji ADF (<i>Augmented Dickey-Fuller</i>).....	48
5.4.3	Identifikasi Model	50
5.4.4	Estimasi Parameter	51
5.4.5	Uji Signifikansi Model	53
5.4.6	Uji Diagnostik Model	54
5.4.7	Pemilhan Model Terbaik	58
5.4.8	Peramalan ARIMA	59
5.5.	Ukuran Ketepatan Peramalan.....	60
	BAB VI PENUTUP	62
6.1.	Kesimpulan	62
6.2.	Saran.....	62
	DAFTAR PUSTAKA.....	64
	LAMPIRAN	68

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Ringkasan Uji <i>Dickey-Fuller</i>	25
Tabel 3.2 Identifikasi Order Model ARIMA dengan Pola Grafik ACF dan PACF	32
Tabel 5.1 Data Harga Emas Berjangka periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022.....	38
Tabel 5.2 Analisis Deskriptif Data Penelitian	39
Tabel 5.3 Interval dan Nilai Tengah.....	41
Tabel 5.4 Hasil Fuzzifikasi.....	42
Tabel 5.5 <i>Fuzzy Logic Relationship</i> (FLR)	43
Tabel 5.6 <i>Fuzzy Logic Relationship Group</i> (FLRG).....	44
Tabel 5.7 Defuzzifikasi <i>Fuzzy Time Series Chen</i>	45
Tabel 5.8 Peramalan Seluruh Data Penelitian dengan <i>Fuzzy Time Series Chen</i> ..	45
Tabel 5.9 Peramalan FTS <i>Chen</i> Periode Selanjutnya.....	46
Tabel 5.10 Perbandingan Nilai Parameter Keenam Model.....	52
Tabel 5.11 Perbandingan Nilai MAPE.....	52
Tabel 5.12 Keputusan Pendugaan dan Pengujian Parameter Model ARIMA	53
Tabel 5.13 Keputusan pemilihan Model ARIMA Terbaik	59
Tabel 5.14 Peramalan Seluruh Data Penelitian dengan ARIMA	59
Tabel 5.15 Perbandingan Nilai MAPE FTS <i>Chen</i> dan ARIMA.	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Pola Data Horizontal	11
Gambar 3.2 Pola Data Trend	12
Gambar 3.3 Pola Data Musiman	12
Gambar 3.4 Pola Data Siklis	13
Gambar 3.5 Ilustrasi Grafik Pola Data	19
Gambar 3.6 ACF harga saham Google (kiri) dan perubahan harian harga saham Google (kanan).....	21
Gambar 3.7 Dua contoh data dari model <i>autoregressive</i> dengan parameter yang berbeda	27
Gambar 3.8 Dua contoh data dari model rata-rata bergerak dengan parameter yang berbeda	28
Gambar 4.1 Langkah Analisis	37
Gambar 5.1 Grafik Data Penelitian	39
Gambar 5.2 Diagram Perbandingan Nilai Data Aktual dengan Nilai Peramalan <i>Chen</i>	47
Gambar 5.3 <i>Output</i> Grafik ACF dan PACF	49
Gambar 5.4 <i>Output</i> Grafik Diferensi Data	49
Gambar 5.5 Grafik ACF dan PACF	51
Gambar 5.6. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 1.....	54
Gambar 5.7. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 2.....	55
Gambar 5.8. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 3.....	55
Gambar 5.9. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 4.....	56
Gambar 5.10. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 5.....	56
Gambar 5.11. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 6.....	57
Gambar 5.12. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 7.....	57
Gambar 5.13. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 8.....	58
Gambar 5.14 Grafik Nilai Peramalan Harga Penutupan Emas Berjangka dengan Menggunakan Metode ARIMA	60

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	68
Lampiran 2	70
Lampiran 3	73
Lampiran 4	76
Lampiran 5	76
Lampiran 6	78
Lampiran 7	80



PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan orang lain, kecuali yang diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 14 April 2022



Penulis



INTISARI

PENERAPAN METODE *FUZZY TIME SERIES CHEN* DAN *AUTOREGRESIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)* DALAM PERAMALAN HARGA PENUTUPAN EMAS BERJANGKA (Studi Kasus : Harga Penutupan Emas Berjangka Periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022)

Fatihatul Naja

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Islam Indonesia

Melihat maraknya kegiatan investasi dikalangan muda saat ini, khususnya investasi emas berjangka dimana investasi berjangka komoditi emas dalam bentuk *trading* ini dilakukan dibursa dan tidak perlu repot pergi ketempat penjualan emas dan menerima risiko penyimpanan. Penelitian ini bermaksud untuk melihat kondisi harga penutupan emas berjangka dengan periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022 guna dilakukan peramalan dengan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Chen* dan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Hasil peramalan dari metode tersebut kemudian diukur tingkat akurasi menggunakan MAPE. Dari metode peramalan *Fuzzy Time Series Chen* diperoleh nilai peramalan untuk periode selanjutnya yaitu 17 Februari 2022 sebesar 1867,5 *USD/Troy Ounce* dengan MAPE sebesar 0,8% sedangkan metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* model $ARIMA(1,1,1)$ diperoleh nilai peramalan sebesar 1874,986 *USD/Troy Ounce* dengan MAPE sebesar 0,6%. Berdasarkan hasil MAPE tersebut, peramalan harga emas dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* menjadi pilihan yang tepat untuk dilakukan sebagai metode peramalan untuk periode selanjutnya untuk studi kasus ini.

Kata Kunci : Peramalan, Emas, *Fuzzy Time Series, Chen, Cheng*.

ABSTRACT

APPLICATION OF CHEN FUZZY TIME SERIES AND AUTOREGRESIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) METHODS IN FORECASTING GOLD FUTURES CLOSING PRICES (Case Study: Closing Price of Gold Futures Period 1 September 2021 – 16 February 2022)

Fatihatul Naja
Department of Statistics, Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Universitas Islam Indonesia

Seeing the rampant investment activity among young people today, especially gold futures investment where gold commodity futures investment in the form of trading is carried out on the stock exchange and there is no need to bother going to the place of selling gold and accepting the risk of storage. This study intends to see the condition of the closing price of gold futures for the period September 1, 2021 – February 16, 2022 in order to forecast using the Fuzzy Time Series Chen method and the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Forecasting results from these methods are then measured for accuracy using MAPE. From the Fuzzy Time Series Chen forecasting method, the forecasting value for the next period, namely February 17, 2022, amounted to 1867.5 USD/Troy Ounce with a MAPE of 0.8% while the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) forecasting method obtained a forecasting value of 1874,986 USD. /Troy Ounce with a MAPE of 0.6%. Based on the MAPE results, gold price forecasting using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models ARIMA(1,1,1) is the right choice to be used as a forecasting method for the next period for this case study.

Keywords: *Forecasting, Gold, Fuzzy Time Series, Chen, ARIMA.*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Investasi kini sedang sangat naik daun dan diminati, terlebih bila ingin menggeluti bidang investasi bukanlah sesuatu yang sangat mahal dan memberatkan. Saat ini investasi bisa dilakukan oleh semua kalangan, mau dia pejabat, pengusaha, dosen, karyawan, pendidik, mahasiswa bahkan mang-mang burjo pun bisa melakukan investasi.

Mayoritas investor pasar modal kini adalah kelompok usia Milenial muda dan generasi Z dengan kisaran usia maksimal 30 tahun. Tak heran banyak yang mengatakan beberapa tahun ini menjadi eranya kelompok muda berinvestasi. Kelompok usia itu menyumbang 59,61 persen dari total investor pada 2021. Dominasi Milenial muda dan generasi Z dalam pasar modal ini juga terjadi pada tahun 2020 yakni dengan persentase 54,90 persen. (Indraswari, 2022)

Seperti yang dapat kita ketahui baha investasi adalah penanaman modal, biasanya dalam jangka panjang untuk pengadaan aktiva lengkap atau pembelian saham-saham dan surat berharga lain untuk memperoleh keuntungan. Investasi bisa dijadikan alternatif bisnis karena selalu berkembang. Ada banyak investasi yang dilakukan oleh masyarakat untuk menghasilkan keuntungan dan meningkatkan kesejahteraan di masa depan. Emas sering digunakan sebagai bentuk investasi jangka panjang. Ada beberapa alasan, di antaranya karena emas relatif menguntungkan, mudah dilikuidasi, relatif berisiko rendah, dan tidak membutuhkan modal besar. Selain itu, investasi emas banyak diminati karena mudah dan dapat dilakukan dalam berbagai bentuk seperti emas batangan, koin dan perhiasan emas dalam bentuk kalung, cincin atau gelang. Kebanyakan orang berinvestasi emas dalam bentuk perhiasan karena dianggap cukup.

Perlu diketahui bahwa *trading* secara umum merupakan konsep ekonomi dasar yang meliputi kegiatan jual beli barang dan jasa. Keuntungan dari aktivitas trading didapat dari kompensasi yang dibayarkan seorang pembeli pada penjual, atau pertukaran barang maupun jasa antara dua pihak. *Trading* tidak hanya bisa dilakukan dengan orang-orang dari negeri yang sama, tetapi juga secara global yang

disebut dengan perdagangan internasional. Pasar perdagangan internasional menawarkan kompetisi yang lebih sengit. Hal ini pun berdampak pada terciptanya harga yang lebih kompetitif.

Investasi emas salah satunya dapat dilakukan dalam bentuk emas berjangka yang menggunakan sistem *trading* dan investasi emas secara fisik. Investasi berjangka komoditi emas dalam bentuk *trading* dilakukan dibursa dan tidak perlu repot pergi ketempat penjualan emas dan menerima risiko penyimpanan. Transaksi investasi ini dilakukan menggunakan monitor dan koneksi internet. Pada layar akan ditampilkan *platform online trading* berikut harga jual-beli secara *real time*. Kita bisa melakukan pembelian dan penjualan sesuai dengan waktu yang diinginkan. Emas yang diperdagangkan adalah bentuk satuan atau *lot*.

Menurut Suharto (2013), fluktuasi harga emas dipengaruhi oleh beberapa situasi ekonomi. Situasi ekonomi tersebut diantaranya adalah inflasi, perubahan kurs, kepanikan financial, harga minyak naik signifikan, permintaan terhadap emas, kondisi politik dunia, situasi ekonomi global dan suku bunga. Semakin meningkatnya minat investor maupun masyarakat terhadap emas, prediksi harga emas dinilai sangat diperlukan untuk memantau harga emas di periode yang akan datang. Hal tersebut dikarenakan harga emas yang cenderung berubah setiap hari, sehingga diperlukan sistem untuk memprediksi kenaikan atau penurunan harga emas di periode ke depan. Hal ini akan dapat membantu masyarakat dalam mengambil keputusan kapan waktu yang tepat untuk membeli atau menjual emas. Berdasarkan hal tersebut, peneliti ingin melakukan peramalan untuk harga emas dengan menggunakan data lampau harga emas (Suharto, 2013).

Peramalan merupakan perkiraan mengenai sesuatu yang belum terjadi. Peramalan diperlukan dalam proses pengambilan keputusan. Dalam melakukan peramalan, terdapat beberapa metode yang sering digunakan diantaranya ARIMA, *exponential smoothing*, *fuzzy time series*, dan *moving average*. *Fuzzy time series* adalah metode peramalan data yang menggunakan prinsip-prinsip *fuzzy* sebagai dasarnya. Peramalan dengan menggunakan metode *fuzzy time series* menangkap pola dari data yang telah lalu kemudian digunakan untuk memproyeksikan data yang akan datang (Berutu, 2013). Tujuan utama dari *fuzzy time series* adalah untuk memprediksi data runtun waktu. *Fuzzy time series* mempunyai kelebihan yaitu

dapat digunakan secara luas pada sembarang data bersifat *time series* atau data yang direkam selama interval waktu yang konsisten (Hansun, 2012). Metode ARIMA merupakan metode statistik yang cocok untuk memprediksi beberapa variabel secara cepat, sederhana dan akurat, karena hanya membutuhkan data variabel prediktor. Metode ARIMA menggunakan metode iteratif untuk mengidentifikasi model yang ada. Uji kembali model yang dipilih dengan data sebelumnya untuk melihat apakah model tersebut secara akurat mendeskripsikan status data (Hartati, 2017).

Berdasarkan latar belakang diatas, penulis akan melakukan peramalan menggunakan dua metode yaitu *Fuzzy Time Series Chen* dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan masyarakat untuk mengetahui perkembangan harga penutupan emas berjangka dalam dunia investasi.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah yang dapat penulis definisikan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana analisis deskriptif dari harga penutupan emas berjangka berdasarkan data yang tersedia?
2. Bagaimana penerapan *Fuzzy Time Series Chen* dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam meramalkan harga penutupan emas berjangka?
3. Bagaimana hasil peramalan harga penutupan emas berjangka?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah digunakan untuk menghindari adanya penyimpangan. Batasan-batasan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini berfokus pada peramalan harga penutupan emas berjangka dengan periode data harian dimulai tanggal 01 September 2021 – 16 Februari 2022.
2. Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari website investasi dengan satuan *USD/Troy ounce*.
3. Metode yang digunakan adalah analisis deskriptif dan analisis *Fuzzy Time Series Chen* dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

4. Teknik akurasi yang digunakan yakni menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).
5. Data diolah dengan menggunakan *software Microsoft Excel*, *software R Studio*, dan divisualisasikan dengan menggunakan *software Tableau*.

1.4. Jenis Penelitian dan Metode Analisis

Jenis penelitian tugas akhir yang peneliti pilih adalah penelitian yang bersifat aplikatif. Peneliti mencoba untuk memprediksi harga penutupan emas berjangka menggunakan salah satu metode dalam Statistika, yaitu metode *forecasting*. Jenis *forecasting* yang peneliti gunakan adalah *Fuzzy Time Series Chen* dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam perhitungan prediksinya. Gambaran hasil yang hendak dicapai pada penelitian ini adalah untuk mengetahui seberapa besar harga penutupan emas berjangka pada periode kedepan.

1.5. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk mengetahui gambaran umum atau analisis deskriptif dari data harga penutupan emas berjangka pada 01 September 2021 – 16 Februari 2022.
2. Untuk mengetahui bagaimana penerapan metode *Fuzzy Time Series Chen* dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam meramalkan harga penutupan emas berjangka.
3. Untuk mengetahui hasil peramalan harga penutupan emas berjangka untuk periode selanjutnya.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini, peneliti akan memaparkan beberapa penelitian terdahulu yang sebelumnya telah ditelaah oleh peneliti, penelitian terdahulu berkaitan dengan penelitian yang dilakukan oleh peneliti.

Penelitian pertama yaitu penelitian yang dilakukan Nurul Hani Pajriati, Eti Kurniati, dan Didi Suhaedi (2021) yang menerapkan metode *Average Based Fuzzy Time Series Lee* Untuk Peramalan Harga Emas di PT. X. Analisis untuk prediksi data harga emas menggunakan average based fuzzy time series lee menghasilkan harga emas sebesar Rp. 872.500 dan memiliki tingkat kesalahan (error) berdasarkan nilai MAPE (Mean Absolute Percentage Error) sebesar 0,4364%. Hasil tersebut termasuk kriteria sangat baik. (Pajriati, Kurniati, & Suhaedi, 2021)

Penelitian yang dilakukan oleh Haryanto dengan judul Dampak Covid-19 terhadap Pergerakan Nilai Tukar Rupiah dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pada Juni 2020 lalu yang mengangkat isu dampak Covid-19 terhadap nilai tukar (Indonesia Rupiah terhadap Dollar AS) dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Indonesia. Dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average*, dapat memodelkan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) menggunakan variabel covid-19 eksogen dilakukan dengan regresi berganda dan menghasilkan tren deterministik model ARIMA dengan residual model ARIMA(1,1,2). Hasil analisis menunjukkan: (1) peningkatan 1% pada kasus Covid-19 menyebabkan depresiasi sebesar Rupiah terhadap Dollar AS sebesar 0,02%, (2) peningkatan 1% dalam kasus Covid-19, menyebabkan koreksi ke CSPI sebesar 0,03%, (3) peningkatan 1% dari CSPI mengarah ke apresiasi Rupiah terhadap Dollar AS sebesar 0,311% . Dengan demikian, Covid19 berdampak pada depresiasi Rupiah terhadap Dollar AS, dan berdampak menurun pada CSPI, sehingga diperlukan intervensi kebijakan untuk mengendalikan penyebaran wabah Covid-19, mengendalikan kepanikan agar tidak berdampak pada Rupiah dan pasar saham melalui berbagai kebijakan stimulus. (Haryanto, 2020)

Rahmawati, Eka Pandu Cynthia dan Krisni Susilowati (2019) melakukan penelitian menggunakan metode *fuzzy time series cheng* dalam memprediksi jumlah wisatawan di provinsi Sumatera Barat. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data wisatawan yang berkunjung ke provinsi Sumatera Barat dari tahun 2015 – tahun 2017. Penentuan interval dalam penelitian ini menggunakan rumus *sturges*. Penelitian ini akan memprediksi jumlah wisatawan pada tahun 2019 hingga 2021. Pola yang terbentuk dari data jumlah wisatawan pada tahun 2019-tahun 2021 masih berada pada interval yang cukup berdekatan dan tidak mengalami turunnya jumlah wisatawan dengan pola jumlah wisatawan tahun 2015- tahun 2017. Maka, diperoleh hasil bahwa penerapan metode *Fuzzy Time Series Cheng* memiliki kinerja yang baik dalam memprediksi jumlah wisatawan di provinsi Sumatera dengan menghasilkan nilai *MAPE* sebesar 14,61%. Jumlah wisatawan yang diprediksi yang akan berkunjung pada tahun 2019 sebanyak 49.972,44, tahun 2020 sebanyak 52.905,84 dan tahun 2021 sebanyak 57.798,33. Perkiraan akan ada kenaikan jumlah kunjungan wisatawan di provinsi Sumatera Barat tahun 2019 hingga tahun 2021 sebanyak 4.894 wisatawan. (Rahmawati, 2019)

Penelitian yang dilakukan oleh Dwi Ayu Lusia dan Awalludiyah Ambarwati yang berjudul Perbandingan Peramalan Univariat Dan Multivariat ARIMA Pada Indeks Harga Saham Gabungan. Penelitian ini bertujuan membandingkan hasil secara multivariat dan univariat berdasarkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) pada data training serta testing. Selain RMSE, penelitian ini juga melihat apakah ramalan high merupakan ramalan maksimum dibandingkan *open*, *low*, *close*. Begitupula untuk *low*. Terdapat dua model secara univariat yaitu ARI (*Autoregressive Integrated*) dan IMA (*Integrated Moving Average*). Sedangkan model multivariat yang terbentuk ialah VARIMA(3,1,0) yang berdasarkan CCF (*Cross Correlation Function*) dan PCCF (*Partial Cross Correlation Function*) serta VARIMA([1,3],1,0) berdasarkan lag pada ARIMA. Model VARIMA(3,1,0) merupakan model terbaik berdasarkan RMSE testing dan ketepatan high maupun low. (Lusia & Ambarwati2, 2018)

Penelitian yang dilakukan oleh Rizki Agung Pambudi, Budi Darma Setiawan, dan Satrio Hadi Wijoyo dengan judul Implementasi *Fuzzy Time Series* untuk

Memprediksi Jumlah Kemunculan Titik Api. Penelitian ini mengangkat topik Prediksi jumlah kemunculan titik api (kebakaran) dikarenakan terus meningkatnya jumlah kebakaran di Indonesia dari tahun ke tahun. Penelitian ini mengusulkan dan membuat program untuk meramalkan banyak kemunculan titik api yang muncul di Pulau Jawa menggunakan metode *Fuzzy Time Series*. Penelitian ini menggunakan data titik api di Pulau Jawa dari Januari 2012 sampai Desember 2016. Pengujian dilakukan untuk mengetahui akurasi dari prediksi jumlah kemunculan titik api periode bulanan dan 10 hari. Prediksi titik api bulanan paling akurat menghasilkan MAPE = 37,128% dengan persentase data latih = 80% dan banyak pembagian interval = 22. Prediksi titik api periode 10 hari paling akurat menghasilkan MAPE = 64,4429% dengan persentase data latih = 80% dan banyak pembagian interval = 6. (Rizki Agung Pambudi, 2018)

Penelitian yang berjudul Model *Hybrid* ARIMA-GARCH Untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan *Software R* yang dilakukan oleh Riza Silvia Faustina, Arief Agoestanto, dan Putriaji Hendikawati menemukan model terbaik Hybrid ARIMA-GARCH untuk data harga emas dan meramalkan data emas periode Juni sampai Oktober 2016. Model *Hybrid* ARIMA-GARCH merupakan model penggabungan dari model ARIMA dan GARCH, yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah residual model ARIMA yang terindikasi adanya heteroskedastik dalam variansi residual (*volatilitas*). Hasil dari penelitian ini diperoleh model terbaik untuk harga emas adalah hybrid ARIMA(2,1,3)- GARCH(1,1) dengan nilai MAPE = 2,2685% dan nilai MPE = -0,01543. Berdasarkan model terbaik tersebut diperoleh hasil peramalan untuk periode Juni sampai Oktober 2016 berturut-turut adalah Rp524.722,5276; Rp522.404,5077; Rp501.819,4615; Rp501.514,1764; Rp505.704,409, yang menunjukkan bahwa harga emas pada bulan Juni sampai dengan September 2016 mengalami penurunan harga. (Riza Silvia Faustina, 2017)

Penelitian dari Normalita Fauziah, Sri Wahyuningsih dan Yuki Novia Nasution (2017) melakukan penelitian mengenai peramalan dengan menggunakan *Fuzzy Time Series Chen* pada studi kasus Curah Hujan Kota Samarinda. Dalam penelitian ini dilakukan pembagian sampel menjadi 3 sampel yaitu sampel pertama sebanyak 65 data, sampel kedua sebanyak 41 data dan sampel ketiga sebanyak 29 data. Untuk

penentuan interval menggunakan metode *average based* (Interval berbasis Rata-rata). Peramalan berdasarkan data curah hujan kota Samarinda bulan Januari 2011 hingga Mei 2016 dengan penentuan interval berbasis rata-rata untuk peramalan bulan Juni 2016 adalah sebesar 268mm, pada bulan Januari 2013-Mei 2016 diperoleh hasil peramalan untuk bulan juni 2016 sebesar 287,5mm dan pada Januari 2014-Mei 2016 diperoleh hasil peramalan untuk bulan Juni 2016 adalah sebesar 300mm. Sehingga pada studi kasus curah hujan kota Samarinda, jumlah sampel yang paling tepat digunakan untuk menghasilkan peramalan curah hujan kota Samarinda terbaik adalah sampel 3 pada bulan Januari 2014 - Mei 2016 dengan jumlah data sebanyak 29 yang menghasilkan nilai *error* yang paling kecil dibandingkan jumlah sampel yang lebih banyak. Adapun hasil perhitungan untuk nilai *error* yaitu untuk sampel 1 nilai *RMSE* sebesar 79,96 dan nilai *MSE* sebesar 64,7, untuk sampel 2 diperoleh nilai *RMSE* sebesar 84,91 dan nilai *MSE* sebesar 64,4 dan untuk sampel 3 diperoleh nilai *RMSE* sebesar 73,68 dan nilai *MSE* sebesar 53,9. (Fauziah, Wahyuningsih, & Nasution, 2016)

Penelitian yang dilakukan oleh Lesti Lestari dan Darni Anggriani (2015) melakukan perbandingan model pada metode *Fuzzy Time Series*. Model yang peneliti bandingkan yaitu model Chen dan model Lee untuk prediksi Harga Emas. Data harga Emas yang digunakan yaitu dari tahun 2007-2012. Metode penentuan Interval dalam penelitian ini menggunakan metode *average based* (Penentuan Interval Berbasis Rata-rata), disebabkan memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan metode pembagian interval lainnya. Sehingga diperoleh prediksi harga emas untuk keesokan harinya dengan metode *Fuzzy Time Series* model Lee menghasilkan nilai *error* yang rendah. Adapun nilai tingkat *error* dari kedua model yaitu model Chen menghasilkan nilai *AFER* sebesar 0,010% dan nilai *MSE* sebesar 218.577, sedangkan untuk model Lee menghasilkan nilai *AFER* sebesar 0,0013% dan nilai *MSE* sebesar 212,092. (Handayani & Anggriani, 2015)

BAB III

LANDASAN TEORI

3.1. Pengertian Emas

Emas adalah logam padat, berkilau, dan salah satu yang paling fleksibel dari logam lainnya. Perbedaan antara emas dan logam lainnya adalah tembaga berubah menjadi hijau, besi mudah berkarat, perak memudar, tetapi emas murni tetap sama, sifat alami ini membuat emas sangat berharga dalam nilai atau harganya. Sholeh Dipraja (2011), menyebutkan “emas termasuk investasi *risk investment* yang mempunyai bebas resiko jauh lebih tinggi dan memberikan keuntungan jauh lebih tinggi dibandingkan dengan investasi pada bank atau deposito”. (Dipraja, 2011)

3.2. Pengertian investasi Emas

Investasi itu sendiri merupakan istilah untuk memiliki sesuatu yang berhubungan dengan keuangan atau kegiatan ekonomi. Inventasi dilakukan dengan mengeluarkan uang atau menyimpan uang pada suatu benda berharga atau lembaga keuangan dengan harapan untuk mendapatkan keuntungan financial. Inventasi biasanya dilakukan dengan pembelian aset seperti tanah, property, saham, emas atau tabungan berjangka (Ahmad, 2004).

Investasi dalam bentuk emas telah dilakukan orang selama berabad-abad. Para rajadan bangsawan pada mulanya menyimpan emas sebagai simbol kekuasaan, tetapi kebanyakan dari mereka hanya menggunakan emas untuk keperluan upacara dan bahan baku perhiasan. Logam mulia menjadi komoditas yang bisa diterima oleh semua suku bangsa dan ras. Emas dan perak menjadi alasan untuk mulainya perang dan mengakhiri perang pula. Masyarakat selama berabad-abad mereka menyadaribahwa emas bersama perak adalah dua jenis komoditi yang akan diterima secara luas oleh berbagai bangsa (Prananingtyas, 2018)

3.3. Pengertian Investasi Emas Berjangka

Emas berjangka merupakan jenis dari investasi emas tanpa menyimpan fisik emas tersebut. Dengan kata lain emas berjangka merupakan kontrak yang diperjual belikan di bursa dan merupakan bentuk lain dari investasi non-fisik emas tersebut. Investor menyetujui pembelian atas sejumlah komoditas dengan harga emas

berjangka yang sudah di tentukkan berdasarkan periode waktu tertentu. (Rakhmawati & Nurhalim, 2021)

3.4. Statistika Deskriptif

Analisis deskriptif merupakan penelitian yang dirancang untuk mengumpulkan informasi tentang keadaan gejala yang ada, berdasarkan keadaan gejala pada saat penelitian dilakukan (Arikunto, 2013). Menurut Sholikhah (2019), statistik deskriptif adalah metode statistik yang dirancang untuk mengatur dan menganalisis data atau angka untuk memberikan deskripsi yang teratur, singkat, dan jelas tentang suatu fenomena, peristiwa, atau situasi, yang mengarah pada makna atau makna tertentu. (Sholikhah, 2016)

Statistika deskriptif adalah suatu metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian data yang bertujuan untuk memberikan informasi yang bermanfaat dalam bentuk sebaran data. Ukuran dalam statistika deskriptif diantaranya adalah ukuran pemusatan dan penyebaran data.

Ukuran pemusatan data data dimaksudkan untuk memberikan informasi tentang ukuran atau jumlah data yang dikumpulkan. Contoh: *Mean* (rata-rata) dengan rumus berdasarkan persamaan 3.1.

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \quad (3.1)$$

dengan:

\bar{Y} = Nilai rata-rata

Y_i = Data ke-i

n = Jumlah data

Ukuran penyebaran data dimaksudkan untuk memberikan informasi bagaimana data menyebar di sekitar pusat data. Contoh: *Standar deviasi* (simpangan baku) dengan rumus berdasarkan persamaan 3.2.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n - 1}} \quad (3.2)$$

dengan:

s = Nilai *standar deviasi*

\bar{Y} = Nilai rata-rata

Y_i = Data ke-i

n = Jumlah data

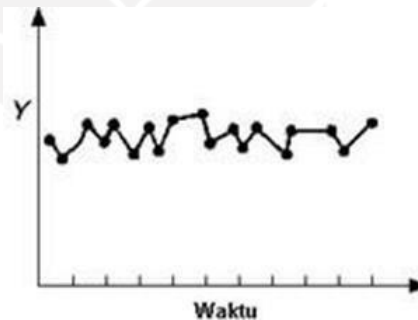
3.5. Analisis Runtun Waktu (*Time Series*)

Analisis *time series* adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan (Sukarna, 2006). Data bentuk *time series* dapat dicatat berdasarkan periode waktu harian, mingguan, bulanan, tahunan, ataupun periode waktu tertentu lainnya dalam rentang waktu yang sama.

Menurut Makridakis dan Wheelwright (1999) terdapat empat macam pola data runtun waktu antara lain:

1. Pola Data Horizontal

Pola data horizontal terjadi pada saat nilai data berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan atau stasioner terhadap nilai rata-ratanya. Maksud fluktuasi disini yaitu data naik dan turun tergantung pada kondisi data antar data satu dengan data lainnya. Bentuk dari pola data horizontal dapat dilihat pada **Gambar 3.1**.

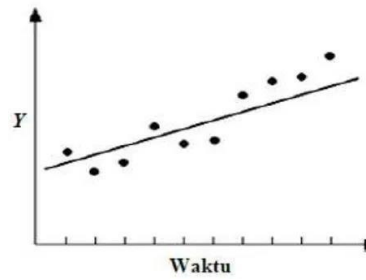


Gambar 3.1 Pola Data Horizontal

(Sumber: (Makridakis S. W., 1999))

2. Pola Data Trend

Pola data trend terjadi pada saat data terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang. suatu data dengan pola trend disebut bahwa data tersebut data *non-stasioner* bentuk pola trend. Bentuk pola data Trend dapat dilihat pada **Gambar 3.2**.

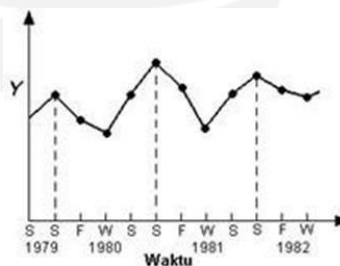


Gambar 3.2 Pola Data Trend

(Makridakis S. W., 1999)

3. Pola Data Musiman

Pola data musiman terjadi apabila suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman, misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu. Sebagai contoh pada suatu negara mengalami pergantian cuaca sebanyak 4 kali yaitu musim semi (*spring*), musim panas (*summer*), musim gugur (*fall*) dan musim dingin (*winter*). Bentuk pola musiman dapat dilihat pada **Gambar 3.3** yang menjelaskan bahwa nilai selalu naik pada saat musim panas (*summer*) di setiap tahunnya.

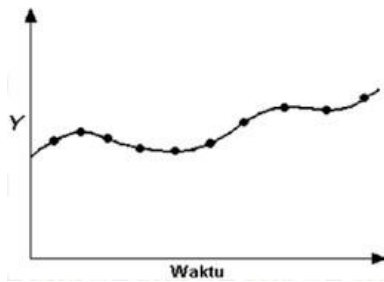


Gambar 3.3 Pola Data Musiman

(Makridakis S. W., 1999)

4. Pola Data Siklis

Pola data siklis terjadi apabila data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Biasanya pola siklis memiliki bentuk dari pergerakan data seperti gelombang yang lebih panjang dari satu tahun dan belum tentu berulang pada interval waktu yang sama. Bentuk pola siklis dapat dilihat pada **Gambar 3.4**.



Gambar 3.4 Pola Data Siklis

(Makridakis S. W., 1999)

3.6. Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan adalah komponen penting dari perencanaan yang sukses dan efisien. Peramalan merupakan komponen penting dari pengambilan keputusan manajerial. Organisasi/departemen selalu mendefinisikan tujuan dan sasaran, berusaha untuk memprediksi keadaan eksternal, dan kemudian memilih kegiatan yang akan mengarah pada pencapaian tujuan tersebut. (Anggi Hartono, 2012)

Nilai pengamatan untuk periode waktu tertentu diasumsikan berdasarkan nilai pengamatan dari periode waktu sebelumnya dalam data deret waktu. Akibatnya, analisis data deret waktu memungkinkan peramalan di masa mendatang. Penyesuaian yang diantisipasi seharusnya membantu pihak-pihak yang terlibat dalam membuat keputusan tentang bagaimana menghadapi kemungkinan di masa depan. Peramalan data untuk masa yang akan datang dilakukan secara sistematis, dengan menggunakan model yang sesuai dengan jenis dan pola data aslinya. Sehingga prediksi-prediksi model tersebut relevan dan layak untuk diterapkan.

3.7. Logika dan Himpunan *Fuzzy*

Logika *fuzzy* merupakan komponen pembentuk *soft computing*. Hal utama dari logika *fuzzy* adalah teori himpunan *fuzzy*. Himpunan *fuzzy* merupakan kelas objek dengan rangkaian nilai keanggotaan. Himpunan tersebut ditandai dengan fungsi keanggotaan yang diberikan kepada setiap objek dengan nilai berkisar antara nol dan satu. Notasi yang digunakan antara lain *inclusion*, *union*, *intersection*, komplement, relasi, berbagai sifat dari notasi dalam konteks himpunan *fuzzy* juga diterapkan. Secara khusus, teorema pemisah untuk himpunan *fuzzy* adalah memberikan pemisah tanpa harus benar-benar memisahkan himpunan *fuzzy* tersebut (Zadeh, 1965)

Menurut Susilo (2006), Logika *fuzzy* pertama kali dikembangkan oleh Lotfi Azker Zadeh melalui tulisannya pada tahun 1965 tentang teori himpunan *fuzzy*. Himpunan *fuzzy* adalah konsep yang mendasari lahirnya logika *fuzzy*. Zadeh memperluas teori mengenai himpunan klasik menjadi himpunan *fuzzy* sehingga himpunan klasik merupakan kejadian khusus dari himpunan *fuzzy*. Himpunan *fuzzy* adalah himpunan yang anggotanya memiliki derajat keanggotaan tertentu yang nilainya berada pada selang tertutup $[0,1]$. Ada beberapa hal yang perlu diketahui dalam memahami himpunan fuzzy (Susilo, 2006), yaitu:

1. Variabel *fuzzy* adalah variabel yang akan dibahas dalam suatu sistem *fuzzy*. Contoh: harga, nilai, permintaan.
2. Himpunan *fuzzy* adalah himpunan kondisi atau situasi yang direpresentasikan dalam variabel *fuzzy*. Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2013), himpunan *fuzzy* memiliki dua atribut, yaitu Linguistik atau penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami. Contoh: muda, parobaya, tua. Sedangkan yang kedua adalah Numerik, yaitu suatu nilai angka yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel. Contoh: 3, 4, 17.
3. Semesta pembicaraan adalah keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*. Contoh: semesta pembicaraan untuk variabel temperatur: $X = [0,100]$.
4. Domain himpunan *fuzzy* adalah keseluruhan nilai yang diizinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan dalam suatu himpunan *fuzzy*. Contoh domain himpunan *fuzzy* untuk semesta $X = [0, 120]$.

Pada himpunan *fuzzy* nilai keanggotaan terletak pada rentang 0 sampai 1, yang berarti himpunan *fuzzy* dapat mewakili interpretasi tiap nilai berdasarkan pendapat atau keputusan probabilitasnya. Nilai 0 menunjukkan salah dan nilai 1 menunjukkan benar dan masih ada nilai-nilai yang terletak antara benar dan salah, dengan kata lain kebenaran suatu item tidak hanya benar atau salah (Zadeh, 1965)

3.8. Fuzzifikasi

Fuzzifikasi adalah tahap pertama dari proses inferensi *fuzzy*. Pada tahap ini data masukan diterima dan sistem menentukan nilai fungsi keanggotaannya serta mengubah variabel numerik (variabel *non-fuzzy*) menjadi variabel linguistik

(variabel *fuzzy*) (Jang, 1997). Dengan kata lain, fuzzifikasi merupakan pemetaan crisp points (titik–titik numerik) ke gugus fuzzy dalam semesta pembicaraan. Sebuah pemagar adalah sebuah operator yang mentransformasikan sebuah kumpulan *fuzzy* ke dalam kumpulan *fuzzy* lainnya yang diintensifkan atau dijarangkan. Fungsi keanggotaan memberi arti atau mendefinisikan ekspresi linguistik menjadi bilangan yang dapat dimanipulasi. Fuzzifikasi memperoleh suatu nilai dan mengkombinasikannya dengan fungsi keanggotaan untuk menghasilkan nilai *fuzzy* (Sibigtroth, 1992). Fuzzifikasi merupakan proses penentuan sebuah bilangan input masing–masing gugus fuzzy (Viot, 1993)

3.9. Defuzzifikasi

Defuzzifikasi adalah suatu proses yang menggabungkan seluruh *fuzzy* output menjadi sebuah hasil spesifik yang dapat digunakan untuk masing–masing sistem *output* (Jang, 1997). Penegasan atau defuzzifikasi merupakan langkah terakhir dalam sebuah sistem kendali logika *fuzzy*, dimana tujuan dari defuzzifikasi adalah untuk menkonversikan setiap hasil dari *inference engine* yang diekspresikan dalam bentuk *fuzzy* set ke dalam suatu bilangan *real*. Hasil dari konversi tersebut adalah aksi yang diambil oleh kendali logika *fuzzy*. Oleh karena itu, pemilihan metode defuzzifikasi yang sesuai juga turut memberikan pengaruh pada sistem kendali logika *fuzzy* dalam menghasilkan respon yang optimum (Sutikno, 2012)

3.10. Fuzzy Time Series (FTS)

Fuzzy time series (FTS) adalah metode peramalan data yang menggunakan prinsip-prinsip *fuzzy* sebagai dasarnya. Sistem peramalan dengan *fuzzy times series* menangkap pola dari data yang telah lalu kemudian digunakan untuk memproyeksikan data yang akan datang. Himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan samar. Nilai-nilai yang digunakan dalam peramalan *fuzzy time series* adalah himpunan *fuzzy* dari bilangan-bilangan *real* atas himpunan semesta yang sudah ditentukan. Himpunan *fuzzy* digunakan untuk menggantikan data historis yang akan diramalkan. (Tauryawati, 2014)

Teori himpunan *fuzzy* Zadeh digunakan untuk mengembangkan model *time variant* dan *time invariant* peramalan *fuzzy time series* dengan menerapkan pada masalah peramalan pendaftaran mahasiswa baru dengan data berkala pada Universitas Alabama (Muhammad, 2016). Menurut Nugroho (2016) nilai yang

digunakan dalam peramalan pada *fuzzy time series* yaitu merupakan himpunan *fuzzy* dari bilangan-bilangan *real* atas himpunan semesta yang ditentukan. Himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan yang samar. Jika U adalah himpunan semesta,

$$U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (3.3)$$

maka suatu himpunan fuzzy A_i dari U didefinisikan sebagai:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{\mu_{A_i}(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_{A_i}(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(x_n)}{x_n} \quad (3.4)$$

dimana A adalah fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy A_i hingga sedemikian $\mu_{A_i}: U \rightarrow [0,1]$. Jika x_k adalah elemen dari himpunan fuzzy A_i dan $\mu_{A_i}(x_k)$ adalah derajat keanggotaan dari x_k ke A_i , $\mu_{A_i}(x_k) \in [0,1]$ dan $1 < k < n$. (Nugroho, 2016)

Defenisi-defenisi dari *Fuzzy Time Series* secara umum diantaranya sebagai berikut (Fahmi, 2013):

Definisi 1: Misalkan $X(t)$, dengan $(t = \dots, 1, 2, 3, \dots)$ merupakan himpunan bagian dari bilangan *real*, menjadi semesta pembicara dari himpunan *fuzzy* $A_i(X)$ dengan $(i = 1, 2, \dots)$ sebelumnya telah didefinisikan dan $X(t)$ menjadi kumpulan dari $X_i(t)$, sehingga $X(t)$ dapat didefenisikan sebagai *fuzzy time series* terhadap $X_i(X)$, dengan $(t = \dots, 1, 2, 3, \dots)$.

Definisi 2: Jika terdapat sebuah relasi *fuzzy logic* $X(t-1, t)$, seperti pada $X(t) = X(t-1) \circ X(t-1, t)$, dengan “ \circ ” mewakili operator komposisi max-min, $X(t-1)$ dan $X(t)$ adalah himpunan *fuzzy*, dan dikatakan $X(t)$ disebabkan oleh $X(t-1)$. Hubungan logis antara $X(t)$ dan $X(t-1)$ dinyatakan dengan $X(t-1) \rightarrow X(t)$. **Definisi 3:** Jika $X(t) = X(t-1)$ untuk setiap waktu t dan $X(t)$ hanya memiliki elemen yang terbatas maka $X(t)$ disebut sebagai *time-invariant fuzzy time series*. Demikian juga jika terjadi sebaliknya maka disebut *time-variant fuzzy time series*.

Definisi 4: Jika $X(t-1) = x_1$ dan $X(t) = x_2$. Terdapat hubungan antara kedua pengamatan $X(t)$ dan $X(t-1)$ berturut-turut disebut relasi *fuzzy* atau *Fuzzy Logical Relationship* (FLR), yang dinotasikan dengan $x_1 \rightarrow x_2, x_3$, disebut dengan *left hand side* (LHS) dan x_3 disebut *right hand side* (RHS) dari FLR.

Definisi 5: Misal $X(t)$ didefenisikan sebagai *fuzzy time series* dan $X(t)$ dipengaruhi

oleh $\mu_{A-1}, \mu_{A-2}, \dots, \mu_{A-n}$ maka relasi *fuzzy* dapat ditulis:



$$x_{(t-1)}, \dots, x_{(t-2)}, x_{(t-1)} \rightarrow x_{(t)} \quad (3.5)$$

3.11. Fuzzy Time Series Chen

Tahapan-tahapan peramalan pada metode *fuzzy time series chen* sebagai berikut (Fahmi, 2013):

1. Menentukan *universe of discourse* (himpunan semesta),

$$U = [Y_{min} - Y_1; Y_{max} + Y_2] \quad (3.6)$$

Yang menjadi himpunan semesta data aktual kemudian membaginya menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama. Y_{min} dan Y_{max} adalah data terkecil dan terbesar suatu data.

2. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada U dan lakukan fuzzifikasi pada data historis. Misal A_1, A_2, \dots, A_k adalah himpunan *fuzzy* yang mempunyai nilai linguistik dari suatu variabel linguistik. Pendefinisian himpunan *fuzzy* A_1, A_2, \dots, A_k pada himpunan semesta U adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \mu_{A_1} &= \frac{x_{t-1}}{Y_{2,1}} + \dots + \frac{x_{t-1}}{Y_{k,1}} \\ \mu_{A_2} &= \frac{x_{t-1}}{Y_{2,1}} + \frac{x_{t-1}}{Y_{2,2}} + \dots + \frac{x_{t-1}}{Y_{k,2}} \\ \mu_{A_3} &= \frac{x_{t-1}}{Y_{2,1}} + \frac{x_{t-1}}{Y_{2,2}} + \dots + \frac{x_{t-1}}{Y_{k,2}} \\ &\dots \\ \mu_{A_k} &= \frac{x_{t-1}}{Y_{2,2}} + \dots + \frac{x_{t-1}}{Y_{k,2}} \end{aligned} \quad (3.7)$$

dimana μ_{A_i} mempunyai *range* $[0,1]$, $1 \leq i \leq k$ dan $1 \leq j \leq m$. Nilai dari

μ_{A_i} menandakan derajat keanggotaan dari x_j dalam himpunan fuzzy A_i .

3. Melakukan pengelompokan FLR berdasarkan data historis.
4. Mengklasifikasikan FLR yang telah diperoleh dari tahap ke-3 ke dalam kelompok-kelompok dan mengkombinasikan hubungan yang sama, sehingga tanpa adanya pengulangan pada hubungan yang sama.
5. Defuzifikasi nilai ramalan. Pada proses peramalan ini ada ketentuan yang harus diperhatikan.

Misal $x_{(t-1)} = x_{(t)}$

Kasus 1 : Jika hanya terdapat satu FRL pada deretan relasi *fuzzy logic*.

Misal Jika $x \rightarrow y$, maka $x(x)$ adalah nilai peramalannya, sesuai untuk

x



Kasus 2: Jika ada himpunan *fuzzy* yang tidak mempunyai relasi *fuzzy logic*, misal jika $\mu_A \rightarrow \emptyset$, maka $\mu(x)$ adalah nilai peramalannya, sesuai untuk

$$\mu_A$$

Kasus 3: Misal jika $\mu_A \rightarrow \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ maka $\mu(x)$ adalah nilai peramalannya, sesuai untuk $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$

Misal peramalan dari $\mu(x)$ yang sesuai adalah $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ dan nilai keanggotaan maksimumnya terjadi pada interval $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$

defuzifikasi peramalannya adalah sama dengan rata-rata nilai tengah dari $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ Dimana masing-masing nilai tengahnya adalah $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ Untuk persamaannya dapat ditulis sebagai berikut.

$$\mu_A = \frac{\mu_1 + \mu_2 + \dots + \mu_n}{n} \quad (3.8)$$

3.12. *Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* yang biasa disebut dengan metode *Box-Jenkins* merupakan metode yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970. ARIMA adalah model *Autoregressive Moving Average (ARMA)* yang tidak stasioner. Penggunaan metode ARIMA dalam peramalan jangka pendek sangat tepat dan akurat. Sedangkan untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik. Biasanya nilai peramalan akan cenderung konstan untuk periode yang cukup panjang. (Hartati, 2017)

Model ARIMA memberikan pendekatan lain untuk peramalan deret waktu. Exponential Smoothing dan model ARIMA adalah dua pendekatan yang paling banyak digunakan untuk peramalan deret waktu, dan memberikan pendekatan pelengkap untuk masalah tersebut. Sementara model exponential Smoothing didasarkan pada deskripsi tren dan musiman dalam data, model ARIMA bertujuan untuk menggambarkan autokorelasi dalam data. (Athanasopoulos, 2018)

Model ARIMA terdiri dari tiga proses yaitu *autoregressive*, *integrates*, dan *moving average* dengan order (p,d,q) dinotasikan ARIMA (p,d,q). ARIMA mempunyai syarat asumsi stasioner dalam variasi. Dalam mengatasi ketidakstasioneran data ini dilakukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner, banyaknya *differencing* dinotasikan dengan d.

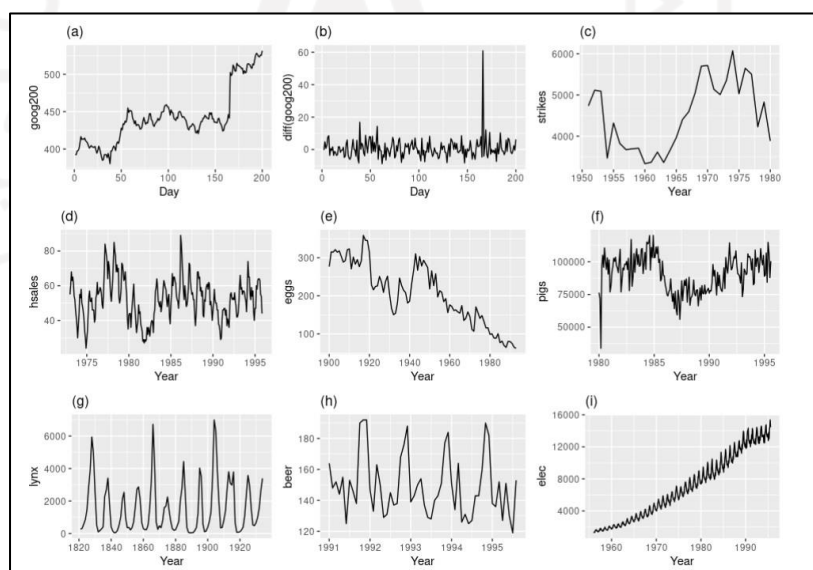
3.12.1 Stasioneritas

Stasioneritas adalah tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada suatu data deret waktu (Makridakis, C.Wheelwright, & E.McGee, 1991). Nilai autokorelasi menurun setelah lag kedua atau ketiga. Fluktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata dan ragam konstan. Pemeriksaan stasioneritas data deret waktu terdiri dari dua yaitu stasioneritas terhadap ragam dan stasioneritas terhadap rata-rata.

Deret waktu stasioner adalah deret waktu yang sifatnya tidak bergantung pada waktu di mana deret itu diamati. Dengan demikian, deret waktu tipe trend, atau tipe musiman, tidak stasioner. Trend dan musiman akan mempengaruhi nilai deret waktu pada waktu yang berbeda. Di sisi lain, rangkaian *white noise* tidak bergerak. Tidak masalah kapan anda mengamatinya, ia akan terlihat hampir sama kapan saja.

Beberapa kasus dapat membingungkan bahwa deret waktu dengan perilaku siklik (tetapi tanpa tren atau musiman) adalah stasioner. Ini karena siklusnya tidak memiliki panjang yang tetap, jadi sebelum kita mengamati deret tersebut, kita tidak dapat memastikan di mana puncak dan lembah dari siklus tersebut.

Secara umum, deret waktu stasioner tidak akan memiliki pola yang dapat diprediksi dalam jangka panjang. Plot waktu akan menunjukkan deret secara kasar horizontal (walaupun beberapa perilaku siklik dimungkinkan), dengan varians konstan.



Gambar 3.5 Ilustrasi Grafik Pola Data

Contoh studi kasus yang tertuang dalam **Gambar 3.5** merupakan (a) harga saham *Google* selama 200 hari berturut-turut; (b) Perubahan harian harga saham *Google* selama 200 hari berturut-turut; (c) Jumlah pemogokan tahunan di AS; (d) Penjualan bulanan rumah satu keluarga baru yang dijual di AS; (e) Harga tahunan selusin telur di AS (dolar konstan); (f) Total bulanan babi yang disembelih di Victoria, Australia; (g) Total tahunan *lynx* yang terperangkap di distrik Sungai McKenzie di barat laut Kanada; (h) Produksi bir Australia bulanan; (i) Produksi listrik bulanan Australia.

Berdasarkan ilustrasi pola data pada **Gambar 3.5**, Jelas mengesampingkan ilustrasi (d), (h) dan (i) merupakan pola musiman. Pola trend dan perubahan level mengesampingkan ilustrasi (a), (c), (e), (f) dan (i). Peningkatan varians juga mengesampingkan (i). Sehingga hanya ilustrasi (b) dan (g) yang sudah stasioner.

Sepintas, siklus kuat dalam ilustrasi (g) mungkin tampak membuatnya tidak stasioner. Tapi siklus ini aperiodik, mereka disebabkan ketika populasi *lynx* menjadi terlalu besar untuk pakan yang tersedia, sehingga mereka berhenti berkembang biak dan populasi turun ke jumlah yang rendah, maka regenerasi sumber makanan mereka memungkinkan populasi untuk tumbuh lagi, dan seterusnya. pada. Dalam jangka panjang, waktu siklus ini tidak dapat diprediksi. Oleh karena itu deret tersebut stasioner (Athanasopoulos, 2018).

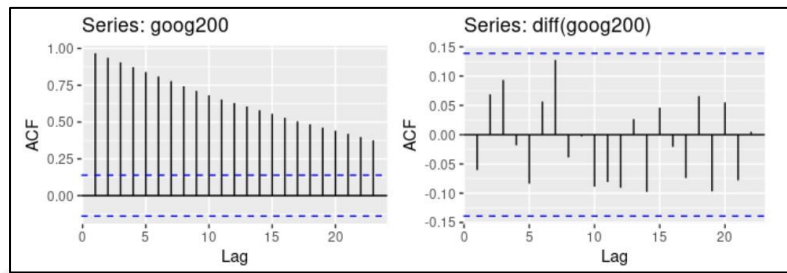
3.12.2 Diferensi

Berdasarkan **Gambar 3.5**, dapat dilihat bahwa harga saham *Google* tidak stabil di ilustrasi (a), tetapi perubahan harian sudah stasioner ilustrasi (b). Ini menunjukkan satu cara untuk membuat data *time series* tidak stasioner menjadi stasioner. Perhitungan perbedaan antara pengamatan berurutan ini dikenal sebagai diferensi. (Athanasopoulos, 2018)

Transformasi seperti logaritma dapat membantu menstabilkan varians deret waktu. Pembedaan dapat membantu menstabilkan rata-rata deret waktu dengan menghilangkan perubahan tingkat deret waktu, dan karenanya menghilangkan (atau mengurangi) trend dan musiman.

Selain melihat plot waktu dari data, plot ACF juga berguna untuk mengidentifikasi deret waktu yang tidak stasioner. Untuk *time series* stasioner, ACF akan turun ke nol dengan relatif cepat, sedangkan ACF data non-stasioner

menurun perlahan. Juga, untuk data non-stasioner, nilai $\hat{\rho}$ seringkali besar dan positif.



Gambar 3.6 ACF harga saham Google (kiri) dan perubahan harian harga saham Google (kanan).

ACF dari harga saham Google yang berbeda terlihat seperti seri *white noise*. Tidak ada autokorelasi yang berada di luar batas 95%, dan Ljung-Box Q^* statistik memiliki nilai *p-value* 0,355 (untuk $h = 10$). Ini menunjukkan bahwa perubahan harian harga saham Google pada dasarnya adalah jumlah acak yang tidak berkorelasi dengan hari-hari sebelumnya (Athanasopoulos, 2018).

3.12.3 Unit root test

Salah satu cara untuk menentukan secara lebih objektif apakah *differencing* diperlukan adalah dengan menggunakan *unit root test*. Ini adalah uji hipotesis statistik stasioneritas yang dirancang untuk menentukan apakah pembedaan diperlukan (Athanasopoulos, 2018).

Uji akar-akar unit dapat pula dipandang sebagai uji stasioneritas. Hal ini karena pada prinsipnya uji tersebut dimaksudkan untuk menguji apakah koefisien tertentu dalam model *autoregresif* yang ditaksir mempunyai nilai satu atau tidak. Berkenaan dengan itu banyak pelaku ekonometrika telah dan sedang mengembangkan suatu prosedur untuk uji akar-akar unit. Dalam makalah ini hanya membahas uji yang dikembangkan oleh *Dickey-Fuller* yang dikenal dengan uji *Dickey-Fuller* atau uji *Augmented Dickey-Fuller* (Rusdi, 2011)

Uji Akar Unit Dickey-Fuller

Dickey dan Fuller (1979) memandang tiga model persamaan regresi yang bisa digunakan untuk menguji kehadiran akar unit, yakni

$$Y_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.9)$$

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.10)$$

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.11)$$

dengan $\varepsilon_t \sim W(0, \sigma^2)$. Perbedaan antara ketiga regresi tersebut hanya terletak pada keberadaan elemen-elemen deterministik α_0 dan $\alpha_2 \Delta Y_{t-1}$. Parameter yang menjadi perhatian dalam persamaan tersebut adalah α_1 . Jika $\alpha_1 = 1$ maka Y_t mempunyai akar unit, dengan kata lain Y_t tidak stasioner. Jika $|\alpha_1| < 1$

maka Y_t tidak mempunyai akar unit, dengan kata lain Y_t stasioner. Jadi hipotesis

$$H_0: \alpha_1 = 1$$

$$H_1: |\alpha_1| < 1$$

dapat diuji menggunakan statistik-t untuk menentukan apakah Y_t mempunyai akar unit atau tidak. Model di atas dapat dilakukan reparameterisasi sebagai berikut

$$\Delta Y_t = \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.12)$$

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.13)$$

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + \alpha_2 \Delta^2 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.14)$$

dengan $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ dan $\alpha_1 = \alpha_1 - 1$. Ketiga model regresi ini dikenal sebagai regresi *Dickey-Fuller*. Parameter yang menjadi perhatian pada ketiga persamaan regresi *Dickey-Fuller* ini sekarang adalah γ . Jika $\gamma = 0$, yang berarti

$\alpha_1 = 1$, maka Y_t mempunyai akar unit atau Y_t tidak stasioner. Jadi hipotesis

$$H_0: \gamma = 0$$

$$H_1: \gamma < 0$$

dapat diuji untuk mengetahui kehadiran akar unit pada ketiga persamaan di atas. Untuk menguji hipotesis di atas, terlebih dahulu dilakukan estimasi terhadap parameter γ . Parameter γ dalam persamaan di atas dapat diestimasi dengan menggunakan metode kuadrat terkecil biasa (*ordinary least square* = OLS). Estimasi parameter γ dengan metode OLS adalah mencari harga γ yang meminimumkan $\sum \varepsilon_t^2$. Misalnya pada **Persamaan (3.12)**, karena $\varepsilon_t = \Delta Y_t - \alpha_1 \Delta Y_{t-1}$

←

$\varepsilon_t = \Delta Y_t - \alpha_1 \Delta Y_{t-1}$
maka

$$\gamma = \sum \varepsilon_t^2$$

$$= \sum (\Delta Y_{i,t} - \beta_1 Y_{i,t-1})^2 \quad . \quad \text{Dari } \frac{\partial Q}{\partial \beta_1} \Big|_{\beta_1 = \hat{\beta}_1} = 0, \text{ diperoleh } \frac{\sum_{i=1}^n \Delta Y_{i,t}}{\sum_{i=1}^n Y_{i,t-1}} = \hat{\beta}_1 .$$

Karena $\frac{\partial^2 Q}{\partial \beta_1^2} > 0$, maka $\hat{\beta}_1$ meminimumkan $Q = \sum_{i=1}^n \Delta Y_{i,t}^2$, artinya $\hat{\beta}_1$ adalah penaksir



kuadrat terkecil dari $\hat{\sigma}^2$. Peaksir $\hat{\sigma}^2$ digunakan dalam menghitung statistik-t untuk menguji hipotesis nol. Uji hipotesis $H_0: \alpha = 0$ pada **Persamaan (3.12)** di atas dapat dilakukan dengan menggunakan statistik-t yang didefinisikan sebagai sebagai

$$\tau = \frac{\hat{\alpha} - \alpha}{\hat{\sigma}(\hat{\alpha})}$$

dengan $\hat{\alpha}$ adalah penaksir kuadrat terkecil dari α dan $se(\hat{\alpha})$ adalah kesalahan standar (*standar error*) dari $\hat{\alpha}$. Nilai statistik-t dibandingkan dengan nilai kritis DF (nilai kritis statistik-t) untuk menentukan apakah menerima atau menolak hipotesis nol. Aturan keputusan diambil berdasarkan kriteria berikut:

1. Jika statistik-t lebih besar dari nilai kritis DF maka terima H_0 dan disimpulkan Y_t mempunyai akar unit atau Y_t tidak stasioner
2. Jika statistik-t kurang dari nilai kritis DF maka tolak H_0 dan disimpulkan Y_t tidak mempunyai akar unit atau Y_t stasioner.

Namun perlu diperhatikan bahwa nilai kritis statistik-t bergantung pada apakah *intercept* atau *drift* α_0 dan/atau *time trend* α_1, α_2 dilibatkan di dalam persamaan regresi. Di dalam studi Monte Carlonya, Dickey dan Fuller (1979) menemukan bahwa nilai kritis untuk $\alpha = 0$ bergantung pada bentuk regresi dan ukuran sampel. Jadi, statistik-t yang diberi label $\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1$ dan τ_{α} masing-masing adalah statistik yang tepat yang digunakan bagi **Persamaan (3.12)**, **(3.13)** dan **(3.14)** yang masing- masing mempunyai nilai kritisnya sendiri (Enders, 1995)

Uji Akar-Akar Unit *Augmented Dickey-Fuller*

Tidak semua proses runtun waktu dapat direpresentasikan dengan baik dengan model AR(1) seperti di atas. Jika Y_t merupakan suatu autoregresif tingkat d dengan $d \geq 1$, Dickey dan Fuller menambahkan tiga statistik-F untuk uji hipotesis gabungan (*joint hypothesis*) pada koefisien-koefisien model *autoregresif* yang terbentuk. Uji akar-akar unit metode *Dickey-Fuller* untuk model *autoregresif* tingkat d dengan $d \geq 1$ dikenal sebagai uji *dickey-Fuller* Diperluas (*Augmented Dickey-Fuller Tes*). Misalkan runtun waktu Y_t mengikuti model $\hat{\alpha}_d(\alpha)$, $d \geq 1$

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_d Y_{t-d} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim W(0, \sigma^2)$$

Dengan mensubtitusikan $Y_{t-d} = Y_{t-d+1} - \alpha_1 Y_{t-d+1}$ pada model di atas secara rekursif, diperoleh

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t$$

dengan $\alpha_0 = \sum_{i=1}^p \alpha_i - 1$ dan $\alpha_1 = \sum_{i=1}^p \alpha_i$ sehingga persamaan (3.12), (3.13),

dan (3.14) dapat ditulis sebagai

$$\Delta Y_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (3.15)$$

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (3.16)$$

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 \Delta Y_{t-2} + \sum_{i=3}^p \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (3.17)$$

Koefisien yang menjadi perhatian pada ketiga model di atas adalah α_1 . Jika $\alpha_1 = 0$, yang berarti $\sum_{i=1}^p \alpha_i = 1$, maka persamaan dalam diferensi pertama mempunyai

akar unit. Nilai kritis statistik-t tidak berubah apabila persamaan (3.12), (2.13) dan (3.14) diganti dengan persamaan (3.15), (3.16) dan (3.17). Statistik τ_{α_1} dan

τ_{α_i} semuanya dapat digunakan untuk uji hipotesis nol $\alpha_1 = 0$ (Enders, 1995). *Dickey-Fuller* menambah tiga statistik-F, sebut F_{α_1} , F_{α_2} , dan F_{α_3} untuk menguji hipotesis gabungan pada koefisien-koefisien model di atas. **Persamaan (3.13) atau**

(3.16), hipotesis nol $\alpha_1 = \alpha_2 = 0$ diuji menggunakan statistik F_{α_1} .

Persamaan (3.14) atau (3.17), hipotesis gabungan $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0$ diuji menggunakan statistik F_{α_2} , dan hipotesis gabungan $\alpha_1 = \alpha_2 = 0$ diuji menggunakan statistik F_{α_3} . Persamaan Statistik F_{α_1} , F_{α_2} dan F_{α_3} dikonstruksi secara sama seperti uji-F:

$$F_{\alpha_1} = \frac{(\text{RSS}_R - \text{RSS}_U) / 2}{\text{RSS}_U / (n - 2)}$$

dengan

RSS_R = jumlah kuadrat residual dari model yang dibatasi (*the sums of the squared residual from the restricted models*)

RSS_U = jumlah kuadrat residual dari model yang tanpa dibatasi (*the sums of the squared residual from the unrestricted model*)

- r = banyaknya pembatasan (*number of restrictions*)
T = banyaknya pengamatan



K = banyaknya parameter yang diestimasi dalam model tanpa dibatasi (*number of parameters estimated in the unrestricted model*)

Hipotesis nol H_0 dalam setiap kasus adalah data yang dibangun oleh persamaan yang dibatasi (*restricted model*) dan hipotesis alternatif H_1 adalah data yang dibangun oleh model tanpa dibatasi. Untuk lebih memperjelas uji hipotesis menggunakan ketiga statistik-F tersebut diringkas dalam tabel di bawah Selanjutnya hubungkan nilai F_{α} dengan nilai kritis ADF untuk menentukan apakah menerima atau menolak H_0 . Keputusan diambil berdasarkan aturan sebagai berikut:

1. Jika F_{α} lebih besar dari nilai kritis ADF maka tolak hipotesis nol dan simpulkan bahwa pembatasan mengikat (*binding*)
2. Jika F_{α} kurang dari nilai kritis ADF maka terima hipotesis nol dan simpulkan bahwa pembatasan tidak mengikat (*not binding*)

Terakhir terdapat kemungkinan untuk menguji hipotesis mengenai arti suku *drift* α dan *time trend* β . Di bawah $H_0: \alpha = 0$, uji kehadiran *time trend* pada persamaan (3.17) diberikan oleh statistik F_{α} . Jadi statistik ini menguji $\alpha = 0$ diketahui $\beta = 0$. Untuk uji hipotesis $\beta = 0$, gunakan statistik τ_{β} jika mengestimasi persamaan (3.17), dan statistik τ_{α} jika mengestimasi persamaan (3.16). Lebih jelasnya diringkas dalam tabel di bawah

Tabel 3.1 Ringkasan Uji *Dickey-Fuller*

Model	Hipotesis	Statistik Uji	Nilai kritis tingkat signifikansi 5%
$\Delta Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 \Delta Y_t + \epsilon_t$	$\alpha = 0$ $\phi_1 = 0$ $\phi_2 = 0$ $\alpha = \phi_1 = \phi_2 = 0$	F_{α} F_{ϕ_1} F_{ϕ_2} $F_{\alpha, \phi_1, \phi_2}$	-3,45 3,11 2,79 6,49 4,88
$\Delta Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 \Delta Y_t$	$\alpha = 0$ $\phi_1 = 0$ $\phi_2 = 0$	F_{α} F_{ϕ_1} F_{ϕ_2}	-2,89 2,54 4,71
$\Delta Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \epsilon_t$	$\alpha = 0$	τ_{α}	-1,95

3.12.4 Backshift Model

Operator *Backshift* B adalah perangkat notasi yang berguna saat bekerja dengan jeda deret waktu:

$$\diamond Y_{\diamond} = Y_{\diamond-1} \quad (3.18)$$

(Beberapa referensi menggunakan \diamond untuk "lag" alih-alih \diamond untuk "Backshift".)

Dengan kata lain, \diamond beroperasi pada Y_{\diamond} , memiliki efek menggeser data kembali satu periode. Dua aplikasi dari \diamond ke Y_{\diamond} menggeser data kembali dua periode:

$$\diamond(\diamond Y_{\diamond}) = \diamond^2 Y_{\diamond} = Y_{\diamond-2} \quad (3.19)$$

Untuk data bulanan, jika kita ingin mempertimbangkan "bulan yang sama tahun lalu", notasinya adalah $\diamond^{12} Y_{\diamond} = Y_{\diamond-12}$.

Operator *backshift* nyaman untuk menggambarkan proses diferensi. Diferensi pertama dapat ditulis sebagai

$$\diamond Y_{\diamond} = Y_{\diamond} - \diamond Y_{\diamond} = (1 - \diamond) Y_{\diamond} \quad (3.20)$$

Perhatikan bahwa diferensi pertama diwakili oleh $(1 - \diamond)$. Demikian pula, jika diferensi orde kedua harus dihitung, maka:

$$\diamond^2 Y_{\diamond} = Y_{\diamond} - 2\diamond Y_{\diamond} + \diamond^2 Y_{\diamond} = (1 - 2\diamond + \diamond^2) Y_{\diamond} = (1 - \diamond)^2 Y_{\diamond} \quad (3.21)$$

Secara umum, orde diferensi ke- \diamond dapat ditulis sebagai

$$(1 - \diamond)^{\diamond} Y_{\diamond} \quad (3.22)$$

Notasi *backshift* sangat berguna ketika menggabungkan diferensi, karena operator dapat diperlakukan menggunakan aturan aljabar biasa. Secara khusus, istilah yang melibatkan \diamond dapat dikalikan bersama.

Misalnya, diferensi musiman diikuti oleh diferensi pertama dapat ditulis sebagai:

$$\begin{aligned} (1 - \diamond)(1 - \diamond^{12}) Y_{\diamond} &= (1 - \diamond - \diamond^{12} + \diamond^{13}) Y_{\diamond} \\ &= Y_{\diamond} - Y_{\diamond-1} - Y_{\diamond-12} + Y_{\diamond-13} \end{aligned} \quad (3.23)$$

hasil yang sama yang kita peroleh sebelumnya (Athanasopoulos, 2018).

3.12.5 Auto Regressive (AR) Model

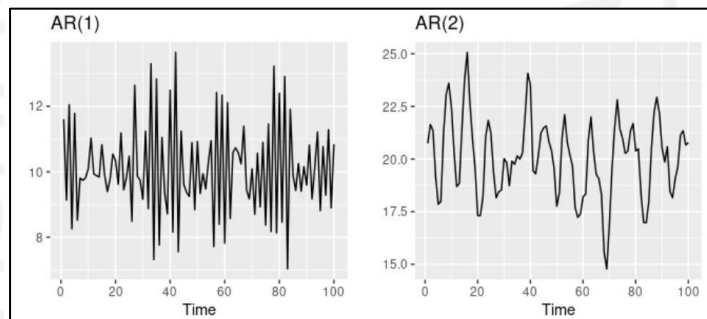
Dalam model regresi berganda, kami memperkirakan variabel yang diinginkan menggunakan kombinasi linear dari prediktor. Dalam model autoregresi, kami memperkirakan variabel yang diinginkan menggunakan kombinasi linier dari nilai variabel masa lalu. Istilah autoregression menunjukkan bahwa itu adalah regresi variabel terhadap dirinya sendiri.

Jadi, model keteraturan autoregresif \diamond dapat ditulis sebagai

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t \quad (3.24)$$

di mana ϵ_t adalah *white noise*. Ini seperti regresi berganda tetapi dengan nilai tertinggal dari Y_t sebagai prediktor. Kami menyebutnya sebagai model AR(p), model keteraturan autoregresif

Model *autoregressive* sangat fleksibel dalam menangani berbagai pola deret waktu yang berbeda. Dua seri pada **Gambar 3.7** menunjukkan seri dari model AR(1) dan model AR(2). Mengubah parameter ϕ_1, \dots, ϕ_p menghasilkan pola deret waktu yang berbeda. Varians dari istilah kesalahan ϵ_t hanya akan mengubah skala seri, bukan polanya.



Gambar 3.7 Dua contoh data dari model *autoregressive* dengan parameter yang berbeda

Kiri: AR(1) dengan $Y_t = 18 - 0.8Y_{t-1} + \epsilon_t$

Kanan: AR(2) dengan $Y_t = 8 + 1.3Y_{t-1} - 0.7Y_{t-2} + \epsilon_t$

Dalam kedua kasus, terdistribusi normal *white noise* dengan *mean* nol dan varians satu. Untuk model AR(1):

- Ketika $\phi_1 = 0$, ϵ_t setara dengan *white noise*;
- Ketika $\phi_1 = 1$ dan $\mu = 0$, Y_t setara dengan *random walk*;
- Ketika $\phi_1 = 1$ dan $\mu \neq 0$, Y_t setara dengan *random walk* dengan *drift*;
- Ketika $\phi_1 < 0$, ϵ_t cenderung berosilasi di sekitar rata-rata.

Membatasi model *autoregressive* ke data stasioner, dalam hal ini beberapa kendala pada nilai parameter diperlukan.

- Untuk model AR(1): $-1 < \phi_1 < 1$
- Untuk model AR(2): $-1 < \phi_2 < 1$, $\phi_1 + \phi_2 < 1$, $\phi_2 - \phi_1 < 1$

Ketika $p \geq 3$, pembatasannya jauh lebih rumit. R menangani pembatasan ini saat memperkirakan model (Athanasopoulos, 2018)

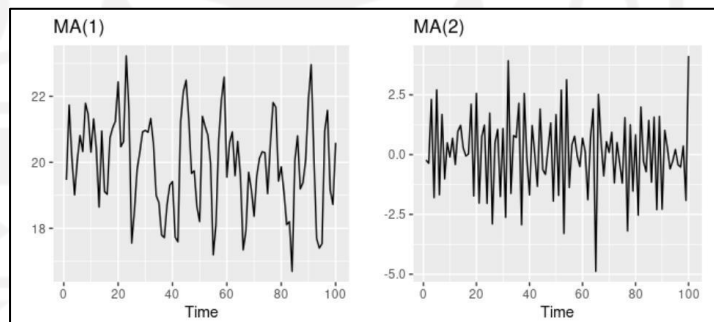
3.12.6 Moving Average (MA) Model

Daripada menggunakan nilai masa lalu dari variabel perkiraan dalam regresi, model rata-rata bergerak menggunakan kesalahan perkiraan masa lalu dalam model seperti regresi.

$$\hat{Y}_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_q Y_{t-q} + \epsilon_t \quad (3.25)$$

di mana ϵ_t adalah *white noise*. Disebut sebagai model MA (q), model *moving average* order q. Dalam mengamati nilai-nilai ϵ_t , jadi ini bukan regresi dalam arti biasa.

Perhatikan bahwa setiap nilai dari Y_t dapat dianggap sebagai *moving average* tertimbang dari beberapa kesalahan perkiraan masa lalu. Namun, model *moving average* tidak boleh disamakan dengan *moving average smoothing*. Model *moving average* digunakan untuk meramalkan nilai masa depan, sedangkan *moving average smoothing* digunakan untuk memperkirakan siklus tren nilai masa lalu.



Gambar 3.8 Dua contoh data dari model rata-rata bergerak dengan parameter yang berbeda

Kiri: MA(1) dengan $Y_t = 20 + \epsilon_t + 0.8\epsilon_{t-1}$

Kanan: MA(2) dengan $Y_t = \epsilon_t - \epsilon_{t-1} + 0.8\epsilon_{t-2}$

Dalam kedua kasus, ϵ_t terdistribusi normal *white noise* dengan *mean* nol dan varians satu. **Gambar 3.8** menunjukkan beberapa data dari model MA(1) dan model MA(2). Mengubah parameter ϕ_1, \dots, ϕ_q menghasilkan pola deret waktu yang berbeda. Seperti halnya model autoregresif, varians dari istilah kesalahan ϵ_t hanya akan mengubah skala seri, bukan polanya.

Dimungkinkan untuk menulis model AR stasioner (p) sebagai model MA(∞). Misalnya, dengan menggunakan substitusi berulang, kita dapat mendemonstrasikan ini untuk model AR(1):

$$\begin{aligned}
Y_t &= \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \\
&= \phi_1 (\phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_{t-1}) + \varepsilon_t \\
&= \phi_1^2 Y_{t-2} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\
&= \phi_1^3 Y_{t-3} + \phi_1^2 \varepsilon_{t-2} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\
&\text{dll.}
\end{aligned}
\tag{3.26}$$

Asalkan $-1 < \phi_1 < 1$, nilai dari ϕ_1^k akan menjadi lebih kecil apabila nilai k menjadi lebih besar. Jadi akhirnya didapatkan

$$Y_t = \varepsilon_t + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_1^2 \varepsilon_{t-2} + \phi_1^3 \varepsilon_{t-3} + \dots
\tag{3.27}$$

sebagai proses MA(∞).

Hasil sebaliknya berlaku apabila memaksakan beberapa batasan pada parameter MA. Maka model MA disebut *invertible*. Artinya, penulisan MA yang dapat dibalik (q) proses sebagai AR(∞) proses. Model yang dapat dibalik tidak hanya diperkenalkan untuk memungkinkan kita mengonversi dari model MA ke model AR. Mereka juga memiliki beberapa sifat matematika yang diinginkan.

Misalnya, pertimbangkan proses MA(1), $Y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}$. Dalam representasi AR(∞), kesalahan terbaru dapat ditulis sebagai fungsi linier dari pengamatan saat ini dan masa lalu:

$$\varepsilon_t = \sum_{j=0}^{\infty} (-\theta_1)^j Y_{t-j}
\tag{3.28}$$

Ketika $|\theta_1| > 1$, bobot bertambah seiring bertambahnya *lag*, jadi semakin jauh pengamatan semakin besar pengaruhnya terhadap kesalahan saat ini. ketika $|\theta_1| = 1$, bobotnya konstan dalam ukuran, dan pengamatan jauh memiliki pengaruh yang sama seperti pengamatan baru-baru ini. Karena tidak satu pun dari situasi ini yang masuk akal, dibutuhkan $|\theta_1| < 1$, jadi pengamatan terbaru memiliki bobot lebih tinggi daripada pengamatan dari masa lalu yang lebih jauh. Jadi, prosesnya dapat dibalik ketika $|\theta_1| < 1$

Kendala invertibilitas untuk model lain mirip dengan kendala stasioneritas.

- Untuk model MA(1): $-1 < \alpha_1 < 1$
- Untuk model MA(2): $-1 < \alpha_2 < 1$, $\alpha_2 + \alpha_1 > -1$, $\alpha_1 - \alpha_2 < 1$

Kondisi yang lebih rumit berlaku untuk $d \geq 3$. Sekali lagi, R akan menangani kendala ini ketika memperkirakan model (Athanasopoulos, 2018).



3.12.7 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Koefisien autokorelasi menyatakan hubungan antara nilai-nilai dari variabel yang sama tetapi pada periode waktu berbeda. Autokorelasi merupakan penentu dari identifikasi pola dasar yang menggambarkan data.

(Cryer dan Chan, 2008) menjelaskan bahwa koefisien fungsi autokorelasi r_k dapat digunakan dengan:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^T Y_{t-k} Y_t - \bar{Y}^2}{\sum_{t=1}^T Y_t^2 - T \bar{Y}^2}, \text{ untuk } k = 1, 2, \dots \quad (3.29)$$

dimana,

r_k = Koefisien autokorelasi pada lag k

Y_t = Data pengamatan pada waktu ke t

\bar{Y} = Rata-rata dari pengamatan.

3.12.8 Fungsi Autokorelasi (PACF)

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan hubungan linier antara data Y_t dengan Y_{t-k} apabila pengaruh dari $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k+1}$ dianggap

terpisah (Cryer dan Chan, 2008). Taksiran PACF berdasarkan koefisien autokorelasi pada persamaan Yule Walkers yaitu:

$$\begin{matrix} 1 & k_1 & k_{21} & \dots & k_{k1} \\ 2 & k_{11} & k_2 & \dots & k_{k2} \end{matrix} \quad (3.30)$$

$$k \quad k_{111} \quad k_{2k2} \quad \dots \quad k_k$$

sehingga didapatkan penduga nilai PACF sebagai berikut :

$$r_k = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_j r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_j r_{k-j}} \quad (3.31)$$

dengan $r_{k,j} = r_{j,k}$ untuk $j = 1, 2, \dots, k-1$, dimana:

r_k : koefisien autokorelasi parsial pada lag k

r_j : koefisien autokorelasi pada lag k yang diduga dengan r_k

r_j : koefisien autokorelasi pada lag k yang diduga dengan r_j

r_{kj} : koefisien autokorelasi pada lag $k-j$ yang diduga dengan r_{kj}

3.12.9 Proses Penerapan Metode ARIMA

Pembentukan model ARIMA mempertimbangkan banyak hal, (Box & Jenkins, 1976) secara efektif telah berhasil mencapai kesepakatan mengenai informasi yang dibutuhkan untuk memahami dan membentuk model ARIMA. Dasar pendekatan tersebut dirangkum dalam 5 tahap, yaitu:

1. Identifikasi Pola Data

Langkah pertama yang penting dalam pemodelan data deret waktu adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat diuji. Jenis pola data antara lain:

- a. Pola horizontal, terjadi apabila data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan.
- b. Pola trend, terjadi apabila terdapat kenaikan atau penurunan untuk beberapa periode.
- c. Pola musiman, terjadi bila suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman.
- d. Pola siklis, terjadi bila data terdapat pola fluktuasi ekonomi jangka panjang

2. Identifikasi Model

Hal pertama yang dilakukan pada tahap ini adalah apakah time series bersifat stasioner atau nonstasioner dan bahwa aspek-aspek AR dan MA dari model ARIMA hanya berkenaan dengan time series yang stasioner (Makridakis, C.Wheelwright, & E.McGee, 1991)

Kestasioneran suatu time series dapat dilihat dari plot ACF yaitu koefisien autokorelasinya menurun menuju nol dengan cepat, biasanya setelah lag ke-2 atau ke-3. Bila data tidak stasioner maka dapat dilakukan pembedaan atau differencing, orde pembedaan sampai deret menjadi stasioner dapat digunakan untuk menentukan nilai d pada ARIMA(p, d, q).

Model AR dan MA dari suatu time series dapat dilakukan dengan melihat grafik ACF dan PACF.

- 1) Jika terdapat lag autokorelasi sebanyak yang berbeda dari nol secara signifikan maka prosesnya adalah MA(q).
- 2) Jika terdapat lag autokorelasi parsial sebanyak yang berbeda dari nol secara signifikan maka prosesnya adalah AR (p). Secara umum jika terdapat lag

autokorelasi parsial sebanyak yang berbeda dari nol secara signifikan, terdapat lag autokorelasi sebanyak yang berbeda dari nol secara signifikan dan pembedaan maka prosesnya adalah ARIMA(p, d, q). **Tabel 3.1** merupakan identifikasi order model AR dan MA dengan plot ACF dan PACF, yaitu:

Tabel 3.2 Identifikasi Order Model ARIMA dengan Pola Grafik ACF dan PACF

Proses	ACF	PACF
AR(p)	Menurun secara bertahap menuju ke-0	Menuju 0 setelah lag ke- p
MA(q)	Menuju 0 setelah lag ke- q	Menurun secara bertahap menuju ke-0
ARMA(p, q)	Menurun secara bertahap menuju ke-0	Menurun secara bertahap menuju ke-0
AR(p) dan MA(q)	Menuju 0 setelah lag ke- q	Menuju 0 setelah lag ke- p

Dari Tabel diatas dapat dijelaskan sebagai berikut:

- 1) Jika plot ACF menurun secara bertahap menuju ke-0 dan plot PACF menuju ke-0 setelah lag- p , maka dugaan modelnya adalah AR (p).
 - 2) Jika plot ACF menuju ke-0 setelah lag- q dan plot PACF menurun secara bertahap menuju ke-0, maka dugaan modelnya adalah MA (q).
 - 3) Jika plot ACF dan plot PACF menurun secara bertahap menuju ke-0, maka dugaan modelnya adalah ARMA (p, q).
3. Pendugaan dan Pengujian Parameter Model

Menurut (Chan & Kung-Sik, 2008), terdapat beberapa metode untuk menduga parameter model, yaitu metode momen, metode kuadrat terkecil, dan metode *maximum likelihood*. Pengujian signifikansi parameter bertujuan untuk mengetahui apakah parameter tersebut dapat dimasukkan dalam model atau tidak. Hipotesis dari uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut:

H_0 : Parameter dalam model tidak signifikan

H_1 : Parameter dalam model signifikan

Pada model AR(p) digunakan statistik uji yaitu:

$$t \frac{\hat{\theta}_p}{\hat{S}_p} \quad (3.32)$$

dengan,

$$\hat{S}_p = \frac{\hat{\sigma}_p^2}{\sqrt{n}} \quad (3.33)$$

Dimana,

$\hat{\theta}_p$: penduga parameter model AR(p)

\hat{S}_p : salah baku dari $\hat{\theta}_p$

$\hat{\sigma}_p$: penduga simpangan baku dari $\hat{\theta}_p$

4. Diagnostik Model

Setelah berhasil megestimasi nilai-nilai parameter dari model ARIMA yang ditetapkan sementara, selanjutnya perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan bahwa model tersebut cukup memadai dan menentukan model mana yang terbaik digunakan untuk peramalan (Makridakis, C.Wheelwright, & E.McGee, 1991).

Pemeriksaan diagnostik ini dapat dilakukan dengan mengamati apakah residual dari model terestimasi merupakan proses white noise atau tidak (Nachrowi, 2006: 389). Model dikatakan memadai jika asumsi dari error (ϵ_t) memenuhi proses *white noise* dan berdistribusi normal. Apabila dijumpai penyimpangan yang cukup serius maka harus dirumuskan kembali model yang baru, selanjutnya diestimasi dan dilakukan pemeriksaan kembali.

Proses *white noise* dapat dideteksi menggunakan uji autokorelasi residual pada analisis *error*-nya. Uji korelasi residual digunakan untuk mendeteksi ada tidaknya korelasi residual antar lag. Langkah-langkah pengujian korelasi residual, yaitu:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = \rho_k = 0$$

$$H_1: \exists \rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, k$$

Taraf signifikansi atau $\alpha = 5\%$ Statistik uji yaitu uji Ljung Box-Pierce. Rumus uji Ljung Box-Pierce (Wei, 1989):

$$Q_k = (n-k+2) \sum_{i=1}^k \hat{\epsilon}_i^2 \quad (3.34)$$

dengan,

n : banyaknya data

K : banyaknya lag yang diuji

$\hat{\epsilon}_k^2$: dugaan autokorelasi residual periode k

Kriteria keputusan yaitu tolak H_0 jika Q -hitung $> \chi^2_{\alpha, m}$ tabel, (dimana m adalah banyaknya parameter yang diduga dalam model) atau p -value $> \alpha$ maka terima H_0 yaitu autokorelasi sisaan tidak signifikan atau sisaan bersifat *white noise*.

Untuk model yang lulus uji diagnostik, perlu untuk memilih model terbaik berdasarkan nilai kesalahan AIC (*Akaike Information Standard*).

$$AIC = -2 \log(L) + 2(p + k + 1) \quad (3.35)$$

di mana L adalah kemungkinan data $k = 1$ jika $\hat{\epsilon} = 0$ dan $k = 0$ jika $\hat{\epsilon} = 0$. Perhatikan bahwa istilah terakhir dalam tanda kurung adalah jumlah parameter dalam model (termasuk 2, varian dari residu).

Untuk model ARIMA, AIC yang dikoreksi dapat ditulis sebagai:

$$AIC_c = AIC + \frac{2(p + k + 1)(p + k + 2)}{n - p - k - 2} \quad (3.36)$$

dan Kriteria Informasi Bayesian dapat ditulis sebagai

$$BIC = AIC + [\log(n) - 2](p + k + 1) \quad (3.37)$$

) Model yang baik diperoleh dengan meminimalkan AIC, AICc atau BIC.

Preferensi kami adalah menggunakan AICc.

Penting untuk dicatat bahwa kriteria informasi ini cenderung tidak menjadi panduan yang baik untuk memilih urutan perbedaan yang tepat ($\hat{\epsilon}$) dari suatu model, tetapi hanya untuk memilih nilai dari $\hat{\epsilon}$ dan $\hat{\epsilon}$. Ini karena perbedaan mengubah data yang kemungkinannya dihitung, membuat nilai AIC antara model dengan urutan perbedaan yang berbeda tidak dapat dibandingkan. Jadi

kita perlu menggunakan beberapa pendekatan lain untuk memilih $\hat{\beta}$ dan kemudian kita dapat menggunakan AICc untuk memilih $\hat{\beta}$ dan $\hat{\sigma}^2$

5. Peramalan



Tujuan yang paling penting pada analisis *times series* adalah untuk meramalkan nilai masa depan (Wei, 1989).

Jika semua tahap telah dilakukan dan diperoleh model, maka model ini selanjutnya dapat digunakan untuk melakukan peramalan untuk data periode selanjutnya.

3.13. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan pengukuran kesalahan yang menghitung ukuran persentase penyimpangan antar data aktual dengan data peramalan. Nilai MAPE dapat dihitung menggunakan rumus berikut.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \quad (3.38)$$

Dimana :

Y_t = Data Historis

\hat{Y}_t = Nilai Peramalan pada periode

n = Jumlah data

Kemampuan peramalan sangat baik jika memiliki nilai MAPE kurang dari 10% dan mempunyai kemampuan peramalan yang baik jika nilai MAPE kurang dari 20% (Margi & Pendawa, 2015)

BAB IV

METODOLOGI PENELITIAN

4.1. Populasi Data Penelitian

Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah data historis harga emas berjangka dengan satuan *USD* per 1 *troy ounce*. Periode sampel yang digunakan dalam penelitian ini dimulai dari tanggal 1 September 2021 – 16 Februari 2022 dengan jumlah total data sebanyak 121 data.

4.2. Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang penulis ambil dari sebuah situs investasi yaitu *investing.com* (<https://m.id.investing.com/commodities/gold-historical-data>). Data yang digunakan adalah data historis harga emas berjangka pada saat penutupan (*closing price*) yang diunduh pada tanggal 17 Februari 2022.

4.3. Variabel Penelitian

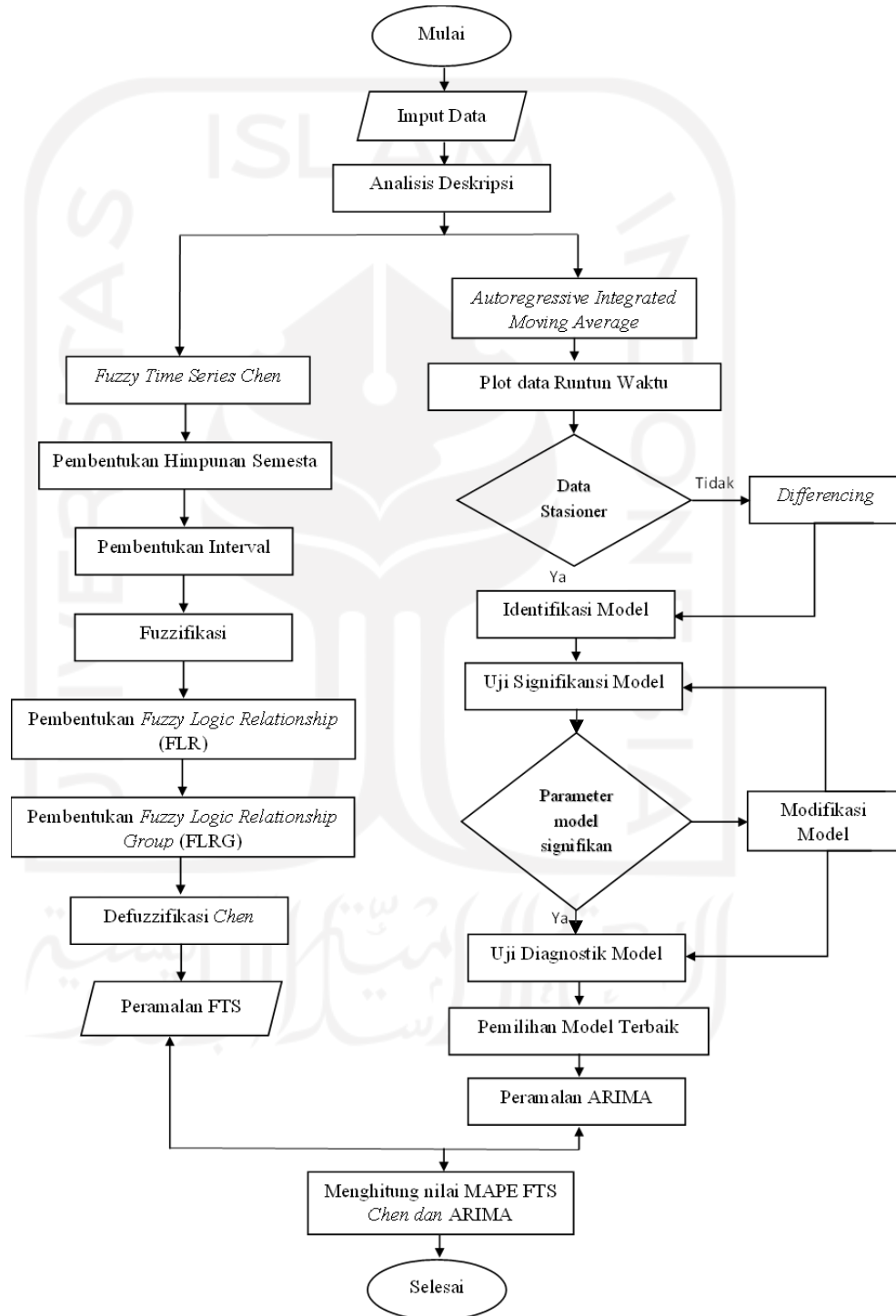
Variabel yang digunakan dalam penelitian ini merupakan harga emas berjangka dengan satuan *USD* per 1 *troy ounce*. Konversi untuk 1 *troy ounce* ini sama dengan 31.1034768 gram. Harga emas yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis harian dengan periode waktu dari tanggal 1 September 2021 - 16 Februari 2022.

4.4. Metode Analisis Data

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Analisis deskriptif dan Metode peralaman *Fuzzy Time Series Chen* dan *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Analisis deskriptif ini penulis lakukan untuk melihat gambaran umum dari data yang akan dianalisis lebih lanjut yaitu untuk dilakukan peramalan guna melihat harga emas berjangka di hari berikutnya dengan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Chen* dan *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dalam keputusannya digunakan metode terbaik yang akan diperhitungkan berdasarkan nilai ukuran *error* terkecil menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil dari kedua metode yaitu *Fuzzy Time Series Chen* dan *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

4.5. Alat dan cara organisir data

Alat pengolahan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah *software Microsoft Excel* dan *R Studio* untuk analisis kemudian digunakan *software Tableau* untuk visualisasinya. Adapun Langkah-langkah analisis yang penulis lakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut seperti pada **Gambar 4.1**.



Gambar 4.1 Langkah Analisis

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini penulis akan membahas mengenai hasil dari analisis deskriptif dan peramalan dengan metode *Fuzzy Time Series Chen* dan *Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)* untuk data harga emas berjangka dengan periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022.

5.1. Data Harga Emas Berjangka

Penelitian ini menggunakan data harga penutupan (*closing price*) emas berjangka yang diambil dari situs investasi *investing.com* (<https://m.id.investing.com/commodities/gold-historical-data>). Berikut adalah data harga emas berjangka yang dapat dilihat pada **Tabel 5.1**.

Tabel 5.1 Data Harga Emas Berjangka periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022

Tanggal	Penutupan	Tanggal	Penutupan
01/09/2021	1819,9	21/09/2021	1781,9
02/09/2021	1815,2	22/09/2021	1782,7
03/09/2021	1837,4	23/09/2021	1753,4
06/09/2021	1825,7	24/09/2021	1755,4
07/09/2021	1802,3	27/09/2021	1755,6
08/09/2021	1797,3	27/09/2021	1755,6
09/09/2021	1803,9	⋮	⋮
10/09/2021	1795,9	09/02/2022	1836,6
13/09/2021	1798,3	10/02/2022	1837,4
14/09/2021	1810,8	11/02/2022	1842,1
15/09/2021	1798,5	14/02/2022	1869,4
16/09/2021	1760,4	15/02/2022	1856,2
17/09/2021	1754,9	16/02/2022	1871,5

Data harga penutupan emas berjangka ini memiliki satuan USD per 1 *troy ounce* dengan data berjumlah 121 data. Untuk lebih lengkapnya dapat dilihat pada **Lampiran 1**.

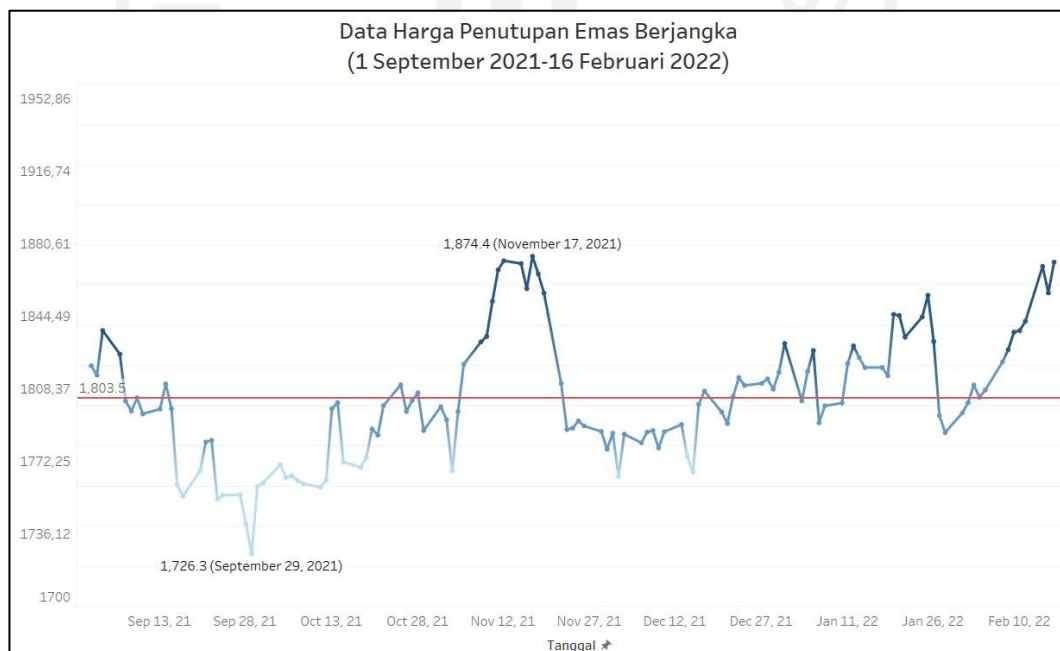
5.2. Analisis Deskriptif

Analisis Deskriptif merupakan satu langkah dalam analisis untuk melihat gambaran umum dari data yang akan diolah. Dengan bantuan *software Microsoft Excel* penulis mendapatkan nilai untuk analisis deskriptif data penelitian yang dituangkan dalam **Tabel 5.2**.

Tabel 5.2 Analisis Deskriptif Data Penelitian

Perhitungan	Nilai
<i>Minimum</i>	1726,3
<i>1st Quartile</i>	1785,8
<i>Median</i>	1800,7
<i>Mean</i>	1803,5
<i>3rd Quartile</i>	1821
<i>Maximum</i>	1874,4
<i>Standard Deviation</i>	31,3

Hasil perhitungan analisis deskriptif menghasilkan nilai *Minimum*, *1st Quartile*, *Median*, *Mean*, *3rd Quartile*, *Maximum*, dan *Standard Deviation* untuk data harga penutupan emas berjangka dengan periode 1 September 2021 – 16 februari 2022. Data penelitian ini dapat divisualisasikan beserta analisis deskriptifnya seperti pada **Gambar 5.1**.



Gambar 5.1 Grafik Data Penelitian

Gambar 3.1 merupakan diagram yang menunjukkan gambaran data harga penutupan emas berjangka yang digunakan dalam studi kasus penelitian kali ini. Pola diagram membentuk pola musiman dilihat dengan pola yang berulang di setiap bulannya. Dapat dilihat bahwa nilai terendah atau nilai minimum dari data adalah sebesar 1726,3 *USD/Troy Ounce* yang berada diakhir bulan September 2021 atau lebih tepatnya pada tanggal 29 September 2021. Sedangkan nilai tertinggi atau nilai maksimum dari data adalah sebesar 1874,4 *USD/Troy Ounce* yang berada dipertengahan bulan November 2021 atau lebih tepatnya pada tanggal 17 November 2021. Dalam periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022 ini, rata-rata harga penutupan emas berjangka menyentuh angka 1803,5 *USD/Troy Ounce*.

5.3. Fuzzy Time Series Chen

Proses analisis *Fuzzy Time Series Chen* dilakukan dengan menggunakan *software Microsoft Excel* dengan runtutan hasil analisis sebagai berikut.

5.3.1 Pembentukan Himpunan Semesta

Pembentukan himpunan semesta ini disusun oleh data aktual yang tersedia, himpunan semesta itu sendiri dilambangkan dengan U yang memiliki definisi $[Y_{\min} - Y_1; Y_{\max} + Y_2]$, dimana Y_{\min} merupakan data terendah dan Y_{\max} merupakan data tertinggi sedangkan nilai Y_1 dan Y_2 merupakan nilai yang diciptakan oleh penulis guna membuat nilai Y_{\min} dan Y_{\max} menjadi bilangan real.

Pada studi kasus yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data harga penutupan emas berjangka periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022. Didapatkan nilai Y_{\min} sebesar 1726,3 dan Y_{\max} sebesar 1874,4 kemudian nilai Y_1 dan Y_2 penulis tetapkan sebesar 16,3 dan 15,6. Sehingga himpunan semesta yang dibentuk adalah

$$\begin{aligned}
 U &= [1726,3 - 16,3; 1874,4 + 15,6] & (5.1) \\
 &= [1710,0; 1890,0] \\
 &= [1710,0; 1890,0]
 \end{aligned}$$

5.3.2 Pembentukan Interval

Pembentukan interval disusun berdasarkan jumlah kelas dan panjang kelas interval. Dalam perhitungannya jumlah kelas interval peneliti menggunakan rumus *sturges*. Seperti yang telah diketahui sebelumnya, jumlah data penelitian ini

berjumlah 121 data. Nilai ini akan digunakan dalam perhitungan *sturges* untuk komponen k . Berikut merupakan perhitungan kelas interval.

$$\begin{aligned}
 k &= \sqrt[3]{n} = \sqrt[3]{121} \\
 &= \sqrt[3]{121} \\
 &\approx 4,96
 \end{aligned}
 \tag{5.2}$$

Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan rumus *sturges*, didapatkan nilai interval sebesar 8 (setelah dibulatkan). Nilai ini yang selanjutnya akan digunakan sebagai jumlah kelas interval. Selanjutnya penulis menentukan panjang interval. Diketahui sebelumnya bahwa nilai minimum dan nilai maksimum data penelitian adalah sebesar 1726,3 dan 1874,4. Dengan menggunakan nilai tersebut peneliti dapat memperoleh panjang interval dengan perhitungan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 p &= \frac{(x_{max} - x_{min})}{k} \\
 &= \frac{(1874,4 - 1726,3)}{8} \\
 &= \frac{148,1}{8} \\
 &= 18,5125
 \end{aligned}
 \tag{5.3}$$

Berdasarkan hasil perhitungan untuk memperoleh panjang interval dengan menggunakan jumlah kelas sebanyak 8 didapatkan hasil panjang interval sebesar 18,5125. Nilai tersebut akan digunakan dalam menentukan himpunan semesta (U) yang akan terbentuk. **Tabel 5.3** merupakan hasil pembentukan himpunan yang diperoleh.

Tabel 5.3 Interval dan Nilai Tengah

Interval	Nilai Tengah (m)
$U_1 = [1710; 1732,5]$	1721,25
$U_2 = [1732,5; 1735]$	1743,75
$U_3 = [1735; 1777,5]$	1766,25
$U_4 = [1777,5; 1800]$	1788,75
$U_5 = [1800; 1822,5]$	1811,25
$U_6 = [1822,5; 1845]$	1833,75
$U_7 = [1845; 1867,5]$	1856,25

$U_8 = [1867,5; 1890]$

1878,75



Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan sebelumnya, maka himpunan semesta (U) yang terbentuk yaitu $U_1, U_2, U_3, U_4, U_5, U_6, U_7$, dan U_8 dengan interval dan nilai tengah (m) sebagaimana telah dituangkan dalam **Tabel 5.3**.

5.3.3 Pembentukan Himpunan Fuzzy (Fuzzifikasi)

Proses pembentukan himpunan fuzzy atau fuzzifikasi merupakan proses penyederhanaan data numerik kedalam data linguistik dengan mengasumsikan \diamond , \diamond , \dots , \diamond ke dalam himpunan semesta yang sudah terbentuk sebelumnya yaitu $U_1, U_2, U_3, U_4, U_5, U_6, U_7$, dan U_8 . Berikut pengaplikasian asumsi terhadap himpunan semesta yang telah terbentuk sebelumnya.

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \{1/U_1 + 0,5/U_2 + 0/U_3 + 0/U_4 + 0/U_5 + 0/U_6 + 0/U_7 + 0/U_8\} \\
 A_2 &= \{0,5/U_1 + 1/U_2 + 0,5/U_3 + 0/U_4 + 0/U_5 + 0/U_6 + 0/U_7 + 0/U_8\} \\
 A_3 &= \{0/U_1 + 0,5/U_2 + 1/U_3 + 0,5/U_4 + 0/U_5 + 0/U_6 + 0/U_7 + 0/U_8\} \\
 A_4 &= \{0/U_1 + 0/U_2 + 0,5/U_3 + 1/U_4 + 0,5/U_5 + 0/U_6 + 0/U_7 + 0/U_8\} \\
 A_5 &= \{0/U_1 + 0/U_2 + 0/U_3 + 0,5/U_4 + 1/U_5 + 0,5/U_6 + 0/U_7 + 0/U_8\} \quad (5.4) \\
 A_6 &= \{0/U_1 + 0/U_2 + 0/U_3 + 0/U_4 + 0,5/U_5 + 1/U_6 + 0,5/U_7 + 0/U_8\} \\
 A_7 &= \{0/U_1 + 0/U_2 + 0/U_3 + 0/U_4 + 0/U_5 + 0,5/U_6 + 1/U_7 + 0,5/U_8\} \\
 A_8 &= \{0/U_1 + 0/U_2 + 0/U_3 + 0/U_4 + 0/U_5 + 0/U_6 + 0,5/U_7 + 1/U_8\}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan definisi dari himpunan fuzzy (*fuzzy set*) A_i diatas dapat diketahui pada A_1 memiliki definisi yaitu derajat keanggotaan u_1 terhadap A_1 bernilai 1, derajat keanggotaan U_2 terhadap A_1 bernilai 0.5, serta $U_3, U_4, U_5, U_6, U_7, U_8$ terhadap A_1 bernilai 0. Demikian juga dengan derajat keanggotaan $U_1, U_2, U_3, U_4, U_5, U_6, U_7$, dan U_8 terhadap A_2 hingga A_8 yang telah didefinisikan pada **Persamaan 5.3** diatas.

Tahap selanjutnya yaitu melakukan fuzzifikasi terhadap data aktual berdasarkan interval yang telah diperoleh kemudian dinotasikan ke dalam nilai linguistik dan dituangkan dalam **Tabel 5.4** berikut.

Tabel 5.4 Hasil Fuzzifikasi

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi
01/09/2021	1819,9	A5	21/09/2021	1781,9	A4
02/09/2021	1815,2	A5	22/09/2021	1782,7	A4
03/09/2021	1837,4	A6	23/09/2021	1753,4	A3
06/09/2021	1825,7	A6	24/09/2021	1755,4	A3
07/09/2021	1802,3	A5	27/09/2021	1755,6	A3

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi
08/09/2021	1797,3	A4	28/09/2021	1741,1	A2
09/09/2021	1803,9	A5	⋮	⋮	⋮
10/09/2021	1795,9	A4	08/02/2022	1827,9	A6
13/09/2021	1798,3	A4	09/02/2022	1836,6	A6
14/09/2021	1810,8	A5	10/02/2022	1837,4	A6
15/09/2021	1798,5	A4	11/02/2022	1842,1	A6
16/09/2021	1760,4	A3	14/02/2022	1869,4	A7
17/09/2021	1754,9	A3	15/02/2022	1856,2	A7
20/09/2021	1767,5	A3	16/02/2022	1871,5	A7

Fuzzifikasi pada penelitian ini dilakukan dengan mendefinisikan nilai data aktual menjadi nilai linguistik kedalam interval yang sesuai. Misalkan diambil harga penutupan emas pada tanggal 1 September 2021 yaitu sebesar 1819,9, data tersebut termasuk kedalam derajat keanggotaan nilai linguistik A_5 yang sesuai dengan interval antara $[1800; 1822,5]$ dan sama halnya dengan data yang lainnya. Untuk lebih lengkapnya dapat dilihat pada **Lampiran 2**.

5.3.4 Fuzzy Logic Relationship (FLR) dan Fuzzy Logic Relationship Group (FLRG)

FLR diidentifikasi berdasarkan data historis yang telah di fuzzifikasikan sebelumnya. FLR ditulis sebagai $A_i \rightarrow A_j$, disusun dari A_i yang merupakan nilai fuzzifikasi himpunan sisi kiri atau pengamatan sebelumnya ($F_{(t-1)}$) dan A_j yang merupakan nilai fuzzifikasi himpunan sisi kanan atau pengamatan saat ini ($F_{(t)}$) pada data *time series*.

Tabel 5.5 Fuzzy Logic Relationship (FLR)

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	FLR
01/09/2021	1819,9	A5	
02/09/2021	1815,2	A5	A5->A5
03/09/2021	1837,4	A6	A5->A6
06/09/2021	1825,7	A6	A6->A6
07/09/2021	1802,3	A5	A6->A5
08/09/2021	1797,3	A4	A5->A4
09/09/2021	1803,9	A5	A4->A5
10/09/2021	1795,9	A4	A5->A4
13/09/2021	1798,3	A4	A4->A4
14/09/2021	1810,8	A5	A4->A5
15/09/2021	1798,5	A4	A5->A4

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	FLR
16/09/2021	1760,4	A3	A4->A3
⋮	⋮	⋮	⋮
08/02/2022	1827,9	A6	A5->A6
09/02/2022	1836,6	A6	A6->A6
10/02/2022	1837,4	A6	A6->A6
11/02/2022	1842,1	A6	A6->A6
14/02/2022	1869,4	A7	A6->A7
15/02/2022	1856,2	A7	A7->A7
16/02/2022	1871,5	A7	A7->A7

Tahap pembentukan FLR ini menggunakan orde satu, sehingga FLR pada data pertama atau tanggal 1 September 2022 tidak ada nilainya. Hal itu dikarenakan dalam pembentukan FLR berdasarkan dari hasil fuzzifikasi sebelumnya yaitu data $F_{(t-1)}$. Dari **Tabel 5.4** dilihat bahwa pada tanggal 1 September 2022 memiliki hasil fuzzifikasi A_5 dan tanggal 2 September 2022 memiliki hasil fuzzifikasi A_5 , maka dapat ditulis dengan notasi $A_5 \rightarrow A_5$ yang diletakkan pada posisi tanggal 2 September 2022 karena Kembali lagi penulis menggunakan orde satu dalam pembentukan FLR ini. Begitu pun seterusnya untuk hasil FLR dari data yang lainnya. Untuk lebih lengkapnya dapat dilihat pada **Lampiran 2**.

Tahap selanjutnya adalah pembentukan *Fuzzy Logic Relantions Group* (FLRG) yang didasarkan oleh hasil FLR yang telah didapatkan sebelumnya dengan cara mengelompokkan setiap FLR yang memiliki sisi kiri atau $F_{(t-1)}$ yang sama kemudian digabungkan kedalam grup yang sesuai. Hasil dari FLRG dapat dilihat pada tabel 5.6 berikut.

Tabel 5.6 *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG)

Grup 1	$A_1 \rightarrow A_3$
Grup 2	$A_2 \rightarrow A_1, A_3$
Grup 3	$A_3 \rightarrow A_2, A_3, A_4, A_5$
Grup 4	$A_4 \rightarrow A_2, A_3, A_4, A_5$
Grup 5	$A_5 \rightarrow A_3, A_4, A_5, A_6, A_7$
Grup 6	$A_6 \rightarrow A_4, A_5, A_6, A_7, A_8$
Grup 7	$A_7 \rightarrow A_5, A_6, A_7, A_8$
Grup 8	$A_8 \rightarrow A_7, A_8$

5.3.5 Defuzzifikasi Chen

Proses defuzzifikasi ini menggunakan nilai tengah dari masing-masing grup *FLRG* yang telah terbentuk sebelumnya. Untuk perhitungan metode *chen* digunakan nilai *FLRG* sesuai dengan **Tabel 5.6**. Perhitungan peramalan menggunakan *fuzzy time series chen* dengan cara, misalkan pada grup 1 mengandung *FLRG* A1 dan A2 maka pada A1 menggunakan nilai tengah u_1 (m_1) dan A2 menggunakan nilai tengah u_2 (m_2). Lalu nilai tengah dari A1 dan A2 akan

dihitung rata-ratanya atau ditulis dengan $\diamond(\diamond) = \frac{\diamond_1 + \diamond_2}{2}$. Perhitungan untuk nilai peramalan untuk metode *chen* dituangkan dalam **Tabel 5.8** berikut.

Tabel 5.7 Defuzzifikasi *Fuzzy Time Series Chen*

Grup	FLRG	Perhitungan F(t)	Nilai Peramalan
1	$A_1 \rightarrow A_3$	\diamond_1 1	1721,25
2	$A_2 \rightarrow A_1, A_3$	$\diamond_1 + \diamond_3$ 2	1743,75
3	$A_3 \rightarrow A_2, A_3, A_4, A_5$	$\diamond_2 + \diamond_3 + \diamond_4 + \diamond_5$ 4	1777,5
4	$A_4 \rightarrow A_2, A_3, A_4, A_5$	$\diamond_2 + \diamond_3 + \diamond_4 + \diamond_5$ 4	1777,5
5	$A_5 \rightarrow A_3, A_4, A_5, A_6, A_7$	$\diamond_3 + \diamond_4 + \diamond_5 + \diamond_6 + \diamond_7$ 5	1811,25
6	$A_6 \rightarrow A_4, A_5, A_6, A_7, A_8$	$\diamond_4 + \diamond_5 + \diamond_6 + \diamond_7 + \diamond_8$ 5	1833,75
7	$A_7 \rightarrow A_5, A_6, A_7, A_8$	$\diamond_5 + \diamond_6 + \diamond_7 + \diamond_8$ 4	1845
8	$A_8 \rightarrow A_7, A_8$	$\diamond_7 + \diamond_8$ 2	1867,5

Nilai peramalan dari hasil proses defuzzifikasi yang telah dilakukan diatas kemudian langsung diekstrak ke seluruh data penelitian berdasarkan hasil fuzzifikasi sebelumnya. Hasil peramalan untuk keseluruhan data dituangkan dalam **Tabel 5.9** berikut atau untuk lebih lengkapnya dapat dilihat pada **Lampiran 3**.

Tabel 5.8 Peramalan Seluruh Data Penelitian dengan *Fuzzy Time Series Chen*

Tanggal	Penutupan	Hasil Peramalan Chen	MAPE
01/09/2021	1819,9		
02/09/2021	1815,2	1833,75	0,01021926
03/09/2021	1837,4	1811,25	0,01423207

Tanggal	Penutupan	Hasil Peramalan <i>Chen</i>	MAPE
06/09/2021	1825,7	1845	0,01059896
07/09/2021	1802,3	1833,75	0,01744993
08/09/2021	1797,3	1811,25	0,00776164
09/09/2021	1803,9	1777,5	0,01463496
10/09/2021	1795,9	1811,25	0,00854725
13/09/2021	1798,3	1777,5	0,01156648
14/09/2021	1810,8	1777,5	0,01838966
15/09/2021	1798,5	1811,25	0,00708924
16/09/2021	1760,4	1777,5	0,0097137
⋮	⋮	⋮	⋮
08/02/2022	1827,9	1833,75	0,00320039
09/02/2022	1836,6	1833,75	0,00155178
10/02/2022	1837,4	1833,75	0,0019865
11/02/2022	1842,1	1845	0,00157429
14/02/2022	1869,4	1845	0,01305232
15/02/2022	1856,2	1867,5	0,00608771
16/02/2022	1871,5	1867,5	0,00213732
		MAPE	0,81895001

5.3.6 Peramalan *Fuzzy Time Series Chen*

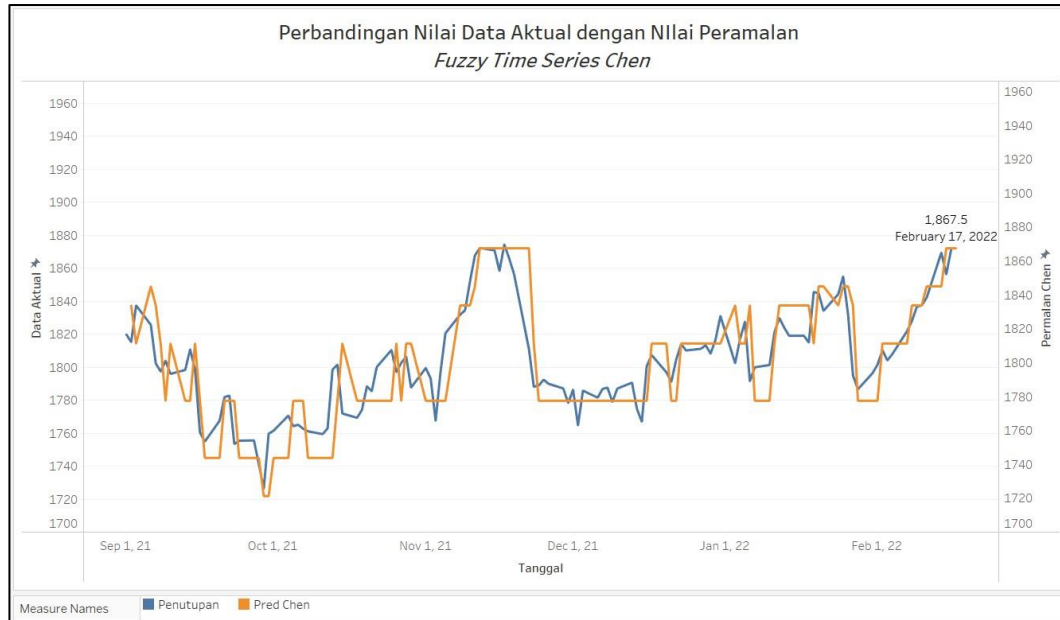
Penentuan nilai peramalan untuk periode yang akan datang dengan cara melihat FLR pada periode sebelumnya. Kemudian dicocokkan dengan FLRG yang sudah terbentuk. Dengan didasarkan oleh hasil FLR dan FLRG seperti pada **Tabel 5.5** dan **Tabel 5.6** akan dihasilkan nilai peramalan seperti **Tabel 5.9** berikut.

Tabel 5.9 Peramalan FTS *Chen* Periode Selanjutnya

Tanggal	Penutupan	FLR	FLRG	Nilai Peramalan <i>Chen</i>
16/02/2022	1871,5	A7→A8	A8→A5,A8	1867,5
17/02/2022		A8	A8→A5,A8	1867,5

Peramalan untuk periode selanjutnya yaitu 17 Februari 2022 dilakukan berdasarkan nilai FLR periode sebelumnya yang telah terbentuk yaitu A8→A8 sehingga nilai peramalan pada periode selanjutnya yaitu pada 17 Februari 2022 akan menggunakan nilai peramalan pada grup 8 dengan FLRG yang terbentuk A8→A5,A8. Oleh karena itu nilai peramalan untuk periode selanjutnya atau tanggal 17 Februari 2022 adalah sebesar 1867,5 *USD/Troy Ounce*.

Berdasarkan hasil permalan seperti pada **Tabel 5.9**. Penulis akan memvisualisasikan perbandingan dari nilai peramalan dengan nilai aktual dengan menggunakan *software Tableau* dengan hasil seperti pada **Gambar 5.2** berikut.



Gambar 5.2 Diagram Perbandingan Nilai Data Aktual dengan Nilai Peramalan *Chen*

Berdasarkan diagram pada **Gambar 5.2** yang merupakan perbandingan dari data aktual dengan nilai peramalan menggunakan metode *FTS chen* diketahui bahwa garis yang berwarna biru menunjukkan data aktual dan garis yang berwarna *orange* menunjukkan nilai peramalan *FTS Chen*. Terlihat antara data aktual dengan nilai peramalan memiliki pola yang cenderung sama dengan sedikit perbedaan tetapi masih mengikuti pola data aktual. Dapat dilihat bahwa nilai peramalan untuk harga penutupan emas berjangka pada tanggal 17 Februari 2022 dengan menggunakan metode *FTS Chen* bernilai 1867,5 USD/Troy Ounce.

5.4. Peramalan *Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Proses analisis *Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dilakukan menggunakan *software R Studio* dengan runtutan hasil analisis sebagai berikut.

5.4.1 Grafik Runtun Waktu

Berdasarkan *output* grafik data penelitian pada **Gambar 5.1** terlihat bahwa data penelitian belum stasioner yang bisa disimpulkan berdasarkan pola fluktuasi

tersebar dan tidak berada pada nilai rata-ran yang konstan. Kestasioneran data penelitian dapat diuji kembali dengan menggunakan uji ADF.

5.4.2 Uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*)

Data penelitian yang diujikan belum stasioner berdasarkan pola gambaran grafik yang diperoleh. Oleh karena itu dilakukan uji lanjutan guna mengecek stasioneritas data dengan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) menggunakan software *R Studio* menghasilkan *output* yang dapat dilihat pada **Lampiran 4**. Yang apabila dilakukan pengujian hipotesis sebagai berikut.

1. Hipotesis

H_0 : Data mengandung unit *root* (yang mengakibatkan data tidak stasioner)

H_1 : Data tidak mengandung unit *root* (yang mengakibatkan data stasioner)

2. Tingkat Signifikansi

$\alpha = 0,05$

3. Daerah Kritis

Tolak H_0 jika $p\text{-value} \leq \alpha$

4. Statistik Uji

$p\text{-value} = 0,2414$

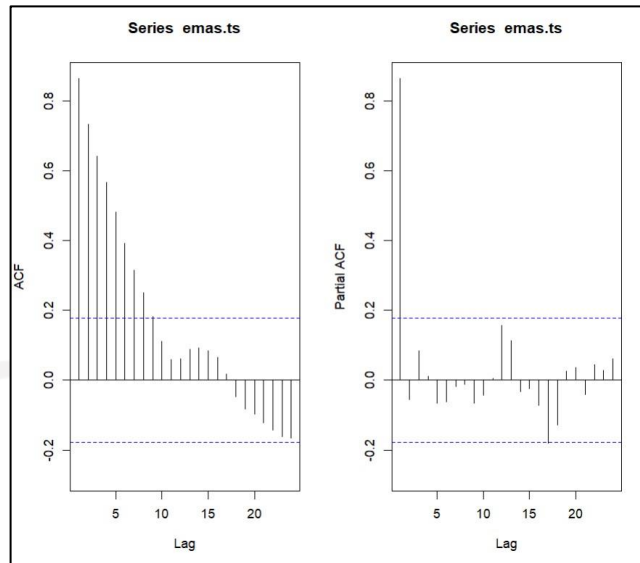
5. Keputusan

Gagal tolak H_0 karena $p\text{-value} = 0,2414 \geq \alpha = 0,05$

6. Kesimpulan

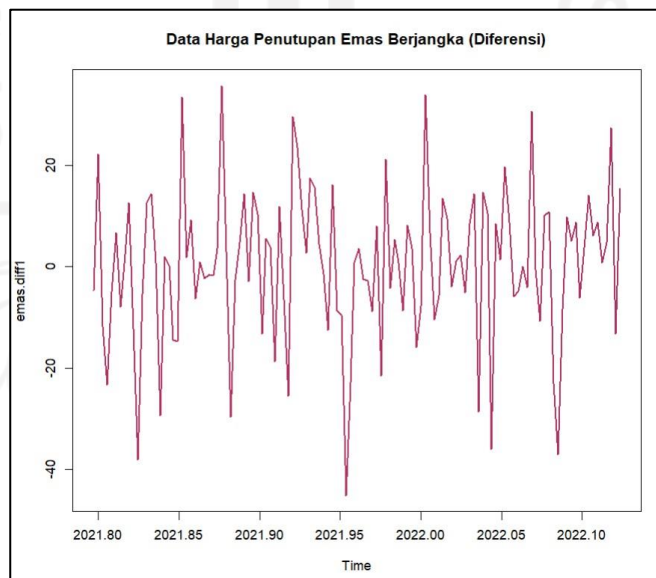
Dengan tingkat signifikansi sebesar 5% atau tingkat kepercayaan 95% didapat kesimpulan bahwa gagal tolak H_0 atau data mengandung unit *root* (yang mengakibatkan data tidak stasioner).

Selain dari uji ADF, ketidakstasioneran dapat dibuktikan dengan menggunakan grafik ACF dan PACF yang meluruh secara lambat. berikut hasil *output* masing-masing grafik seperti pada **Gambar 5.3** berikut ini.



Gambar 5.3 Output Grafik ACF dan PACF.

Berdasarkan hasil *ouput* **Gambar 5.3** diatas diketahui bahwa grafik ACF meluruh secara lambat menuju nol. Hal tersebut menunjukkan bahwa data penelitian tidak stasioner, diperkuat dengan hasil pengujian hipotesis uji ADF didapatkan kesimpulan bahwa data masih mengandung unit root, oleh karena itu perlu dilakukan diferensi kemudian dilakukan pengujian kembali. Proses diferensi yang dilakukan menghasilkan pola data penelitian menjadi seperti pada **Gambar 5.4** berikut.



Gambar 5.4 Output Grafik Diferensi Data.

Terlihat bahwa pola grafik data penelitian seperti pada **Gambar 5.4** setelah dilakukan diferensi sudah stasioner. Dilihat dari pola garis yang sudah berada pada

interval rata-rata. Untuk pengujian stasioner data tetap membutuhkan pengujian ADF sehingga hasilnya lebih akurat. Pengujian ADF kedua dengan menggunakan diferensi = 1 menghasilkan output yang dapat dilihat pada **Lampiran 4**. Yang apabila dilakukan pengujian hipotesis sebagai berikut.

1. Hipotesis

H_0 : Data mengandung unit *root* (yang mengakibatkan data tidak stasioner)

H_1 : Data tidak mengandung unit *root* (yang mengakibatkan data stasioner)

2. Tingkat Signifikansi

$\alpha = 0,05$

3. Daerah Kritis

Tolak H_0 jika Tolak H_0 jika $p\text{-value} \leq \alpha$

4. Statistik Uji

$p\text{-value} = 0,01$

5. Keputusan

Tolak H_0 karena $p\text{-value} = 0,01 < \alpha = 0,05$

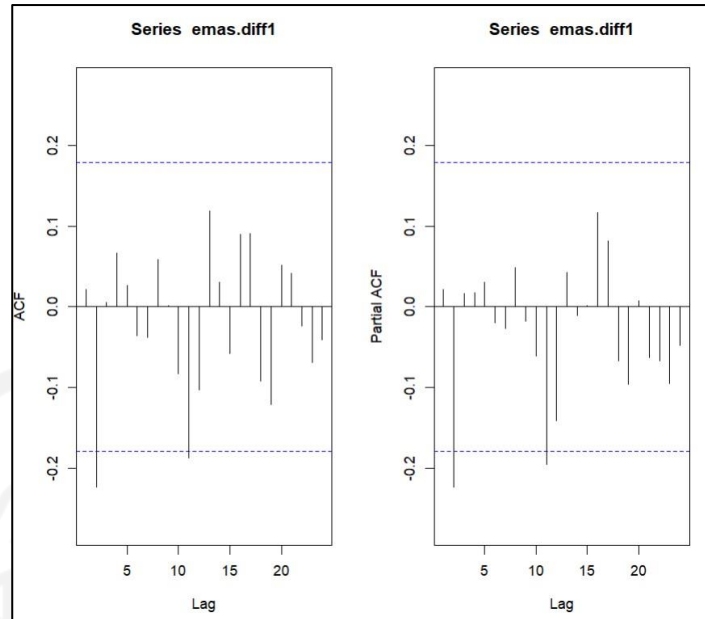
6. Kesimpulan

Dengan tingkat signifikansi sebesar 5% atau tingkat kepercayaan 95% didapat kesimpulan bahwa tolak H_0 atau data tidak mengandung unit *root* (yang mengakibatkan data stasioner).

Berdasarkan hasil pengujian hipotesis uji ADF kedua (menggunakan diferensi = 1) didapatkan kesimpulan bahwa data sudah tidak mengandung unit *root*, oleh karena dapat dilakukan melanjutkan pengujian berikutnya yaitu uji ACF dan PACF.

5.4.3 Identifikasi Model

Proses identifikasi model atau sering disebut dengan Pengujian ACF dan PACF dilakukan untuk menentukan nilai *order* AR dan MA guna menyusun model untuk proses *forecasting*. Dalam menyusun model pada penelitian ini menggunakan grafik ACF dan PACF dari hasil diferensi yang dapat dilihat dalam **Gambar 5.5** berikut.



Gambar 5.5 Grafik ACF dan PACF

Berdasarkan **Gambar 5.5** diatas, dapat diketahui bahwa batang ACF keluar hingga lag ke-2 yang menunjukkan order MA yaitu $d = 2$. Sementara batang PACF keluar pada lag ke-2, yang menunjukkan order AR yaitu $p = 2$. Dengan sebelumnya dilakukan diferensi order 1, $d = 1$, diperoleh model $ARIMA(p, d, q)$, maka hasilnya $ARIMA(2,1,2)$.

Pendugaan terhadap model dapat dipilih model dengan order lebih rendah atau kombinasi dari order pada model utama. Dalam penelitian ini ditentukan *overfitting* pada 8 model. Maka model tersebut dipilih model 1 : $ARIMA(2,1,2)$, model 2 : $ARIMA(1,1,2)$, model 3 : $ARIMA(2,1,1)$, model 4 : $ARIMA(0,1,2)$, dan model 5 : $ARIMA(2,1,0)$, model 6 : $ARIMA(1,1,1)$, model 7 : $ARIMA(1,1,0)$, dan model 8 : $ARIMA(0,1,1)$.

5.4.4 Estimasi Parameter

Tahapan ini digunakan untuk memperoleh nilai parameter lain dari unsur AR maupun MA yang akan digunakan selanjutnya dalam proses peramalan. Dari hasil proses estimasi parameter, didapatkan *output* untuk kedelapan model yang dapat dilihat pada **Lampiran 5** yang mana hasil *output*nya penulis tuangkan dalam **Tabel 5.10** yang berisi perbandingan hasil *output* keenam model yang ada.

Tabel 5.10 Perbandingan Nilai Parameter Keenam Model.

Coefficients	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	Model 8
	ARIMA (2,1,2)	ARIMA (1,1,2)	ARIMA (2,1,1)	ARIMA (0,1,2)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (1,1,0)	ARIMA (0,1,1)
AR1	-0.0670	-0.0493	-0.0733		0.0296	-0.5744	0.0220	
AR2	-0.2829		-0.2257		-0.2271			
MA1	0.1018	0.0863	0.1091	0.0401		0.6893		0.0397
MA2	0.0601	-0.2118		-0.2138				
AIC	994.1	992.54	992.12	990.56	990.2	994.28	994.44	994.39
AICc	994.63	992.88	992.46	990.76	990.4	994.49	994.54	994.49
BIC	1008.04	1003.69	1003.27	998.92	998.56	1002.64	1000.01	999.96

Dari **Tabel 5.10**, perbandingan nilai AIC, AICc, dan BIC didapatkan nilai terkecil dimiliki oleh Model 5: ~~ARIMA(2,1,2)~~ ARIMA(2,1,0) dengan nilai AIC sebesar 990.56, nilai AICc sebesar 990.4, dan nilai BIC sebesar 998.92 oleh karena itu berdasarkan nilai AICnya model terbaik yang digunakan adalah Model 5. Namun diperlukan uji signifikansi dan autokorelasi untuk memperkuat asumsi pemilihan model.

Dari keenam model yang didapatkan, dilakukan pengecekan nilai error untuk masing-masing model dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dituangkan dalam **Tabel 5.11**.

Tabel 5.11 Perbandingan Nilai MAPE.

		MAPE	≈
Model 1	ARIMA(2,1,2)	0.6156593 %	0,6 %
Model 2	ARIMA(1,1,2)	0.6179196 %	0,6 %
Model 3	ARIMA(2,1,1)	0.6162825 %	0,6 %
Model 4	ARIMA(0,1,2)	0.6179659 %	0,6 %
Model 5	ARIMA(2,1,0)	0.6163061 %	0,6 %
Model 6	ARIMA(1,1,1)	0.6237343 %	0,6 %
Model 7	ARIMA(1,1,0)	0.6163061 %	0,6 %
Model 8	ARIMA(0,1,1)	0.6237343 %	0,6 %

Berdasarkan **Tabel 5.11**, Nilai MAPE dari kedelapan model termasuk kecil dan memiliki nilai yang kurang lebih sama pada kisaran nilai 0,6 %. Nilai 0,6% termasuk dalam kategori sangat baik untuk digunakan dalam peramalan.

5.4.5 Uji Signifikansi Model

Uji signifikansi atau Pendugaan dan Pengujian Parameter Model ini dilakukan guna mendapatkan model dengan parameter signifikan yang dapat digunakan dalam peramalan periode selanjutnya. Untuk hasil *output* dari uji ARIMA terhadap model yang telah didapatkan dituangkan dalam **Lampiran 6**, kemudian untuk uji hipotesis dalam tahap pendugaan dan pengujian parameter adalah sebagai berikut.

1. Hipotesis
 H_0 : Parameter dalam model tidak signifikan
 H_1 : Parameter dalam model signifikan
2. Tingkat Signifikansi
 $\alpha = 0,05$
3. Daerah Kritis
Tolak H_0 jika Tolak H_0 jika $p\text{-value} \leq \alpha$
4. Statistik Uji dan Keputusan

Tabel 5.12 Keputusan Pendugaan dan Pengujian Parameter Model ARIMA

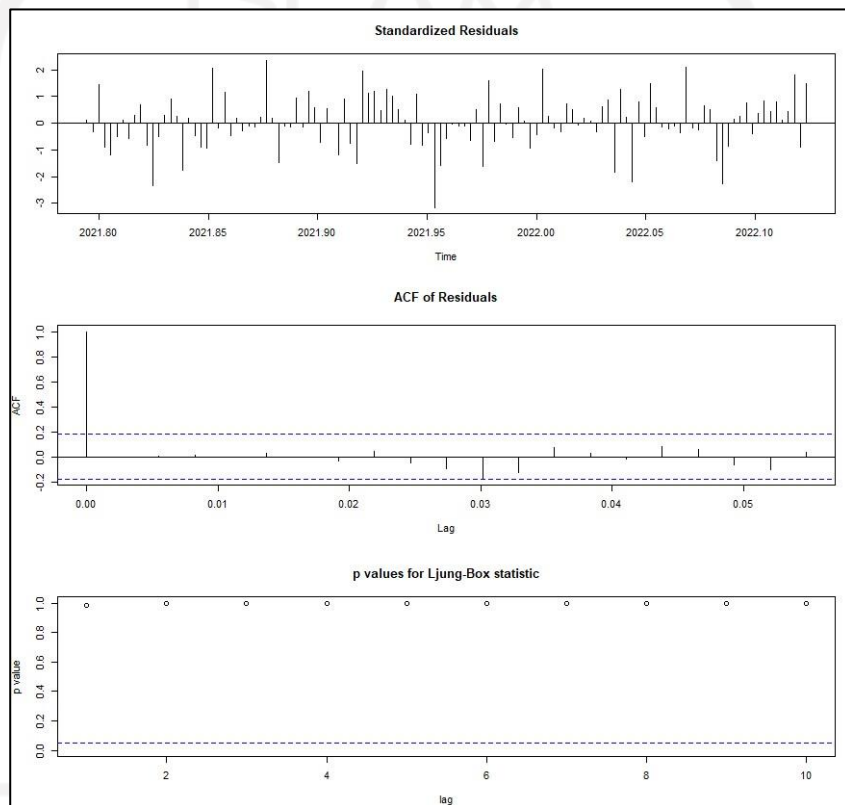
Model	AR1	AR2	MA1	MA2	α	Keputusan	Kesimpulan
Model 1 ARIMA(2,1,2)	0,8674	0,5186	0,8090	0,8949	>	Gagal Tolak H_0	tidak signifikan
Model 2 ARIMA(1,1,2)	0,8883		0,8002	0,0170	>	Gagal Tolak H_0	tidak signifikan
Model 3 ARIMA(2,1,1)	0,8480	0,0147	0,7818		>	Gagal Tolak H_0	tidak signifikan
Model 4 ARIMA(0,1,2)			0,6549	0,0142	>	Gagal Tolak H_0	tidak signifikan
Model 5 ARIMA(2,1,0)	0,7403	0,0126			>	Gagal Tolak H_0	tidak signifikan
Model 6 ARIMA(1,1,1)	0,0350		0,0039		<	Tolak H_0	signifikan
Model 7 ARIMA(1,1,0)	0,81				>	Gagal Tolak H_0	tidak signifikan
Model 8 ARIMA(0,1,1)			0,7472		>	Gagal Tolak H_0	tidak signifikan

5. Kesimpulan
Dengan tingkat signifikansi sebesar 5% atau tingkat kepercayaan 95% didapat kesimpulan bahwa hanya model 6 : ARIMA(1,1,1) yang Tolak H_0 atau berarti hanya parameter model 6 yang signifikan dan layak menjadi kandidat Model ARIMA.

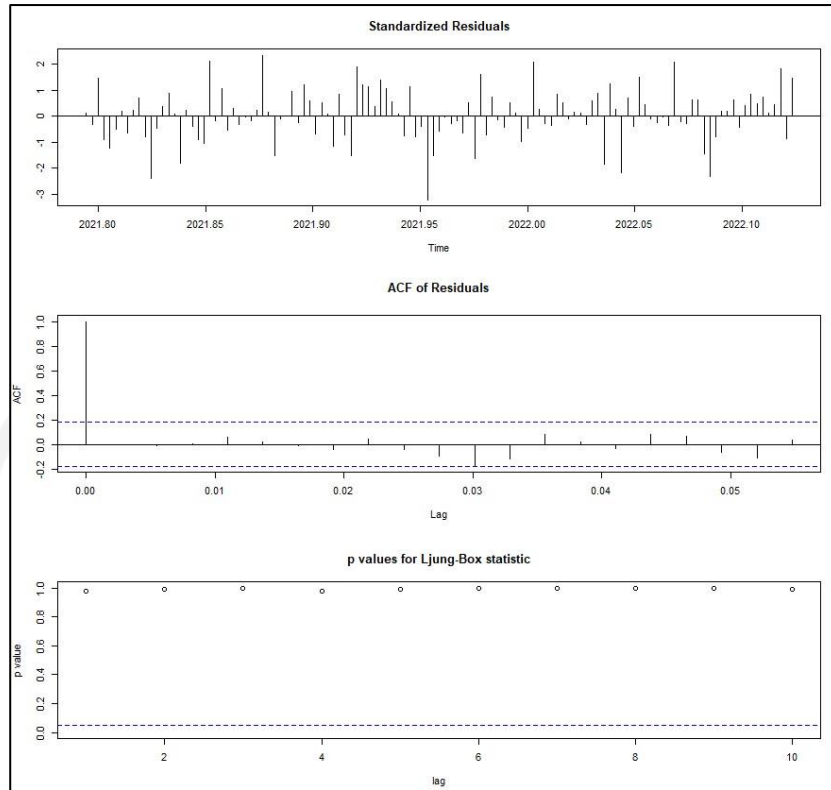
Berdasarkan hasil pengujian hipotesis dalam estimasi parameter diatas, perlu dilakukan uji diagnosis guna melihat model mana yang mampu menjelaskan data dengan baik.

5.4.6 Uji Diagnostik Model

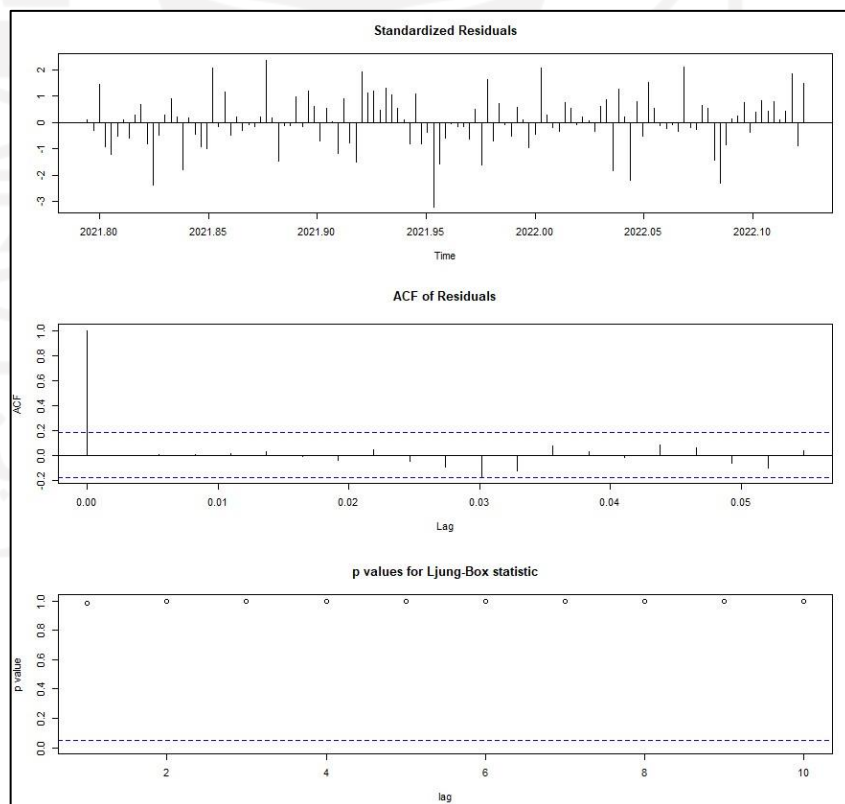
Untuk memperkuat asumsi pemilihan model terbaik, digunakan uji autokorelasi untuk kedelapan model yang sudah terpilih sebelumnya dengan menggunakan uji diagnostik yang menghasilkan *output* yang ditampilkan pada **Gambar 5.6** sampai **Gambar 5.13** berikut.



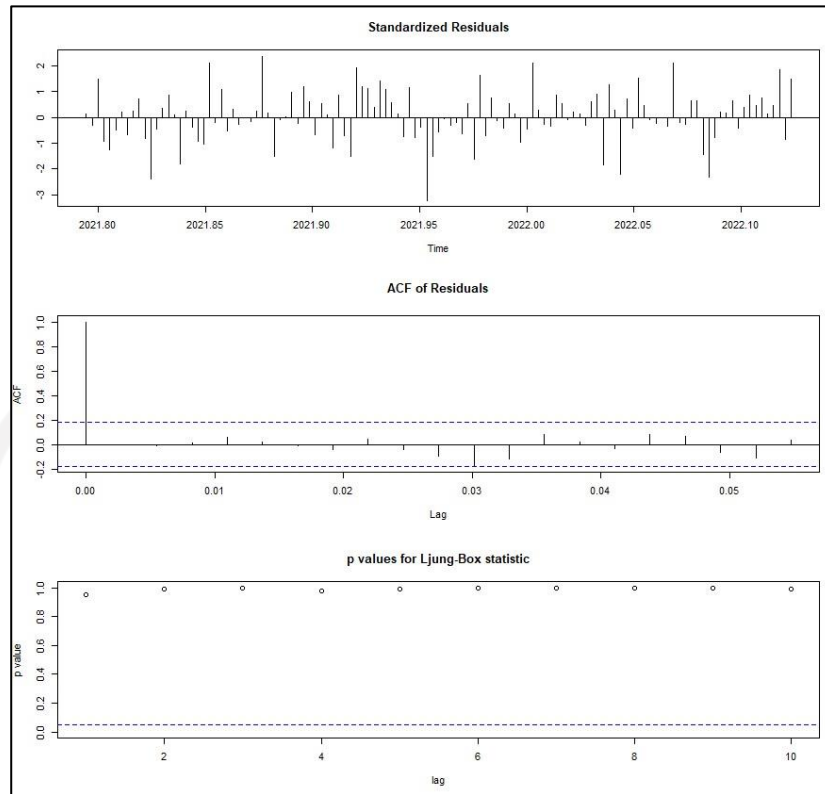
Gambar 5.6. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 1.



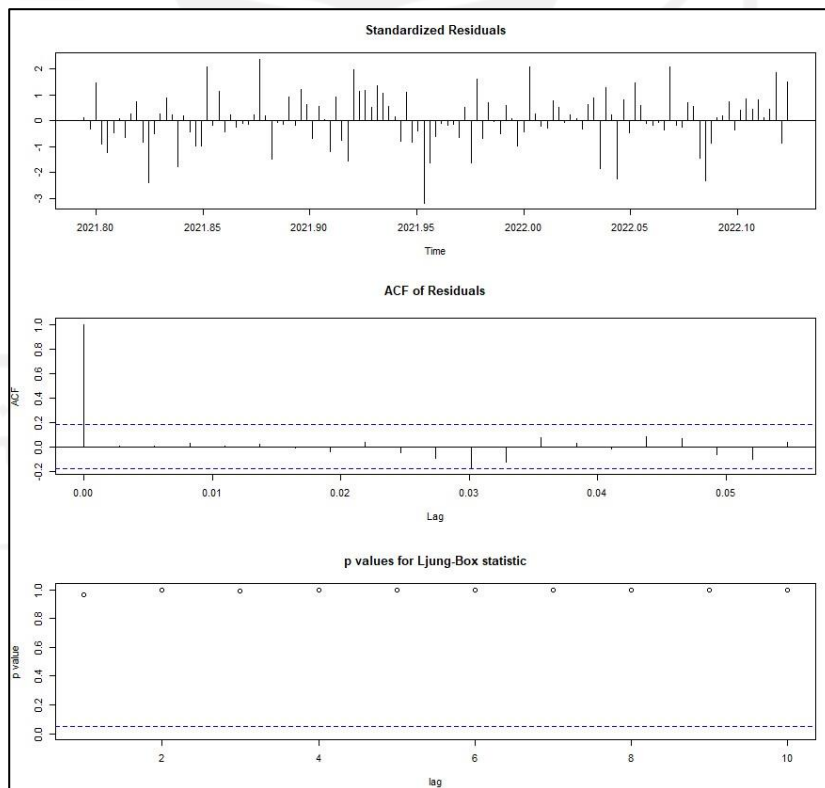
Gambar 5.7. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 2.



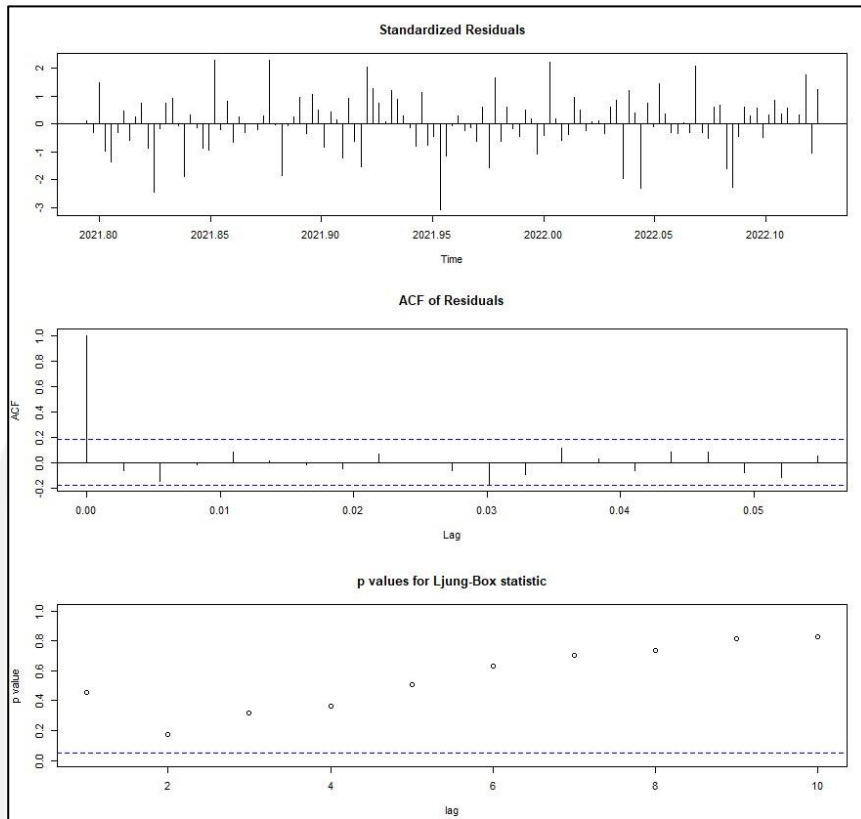
Gambar 5.8. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 3.



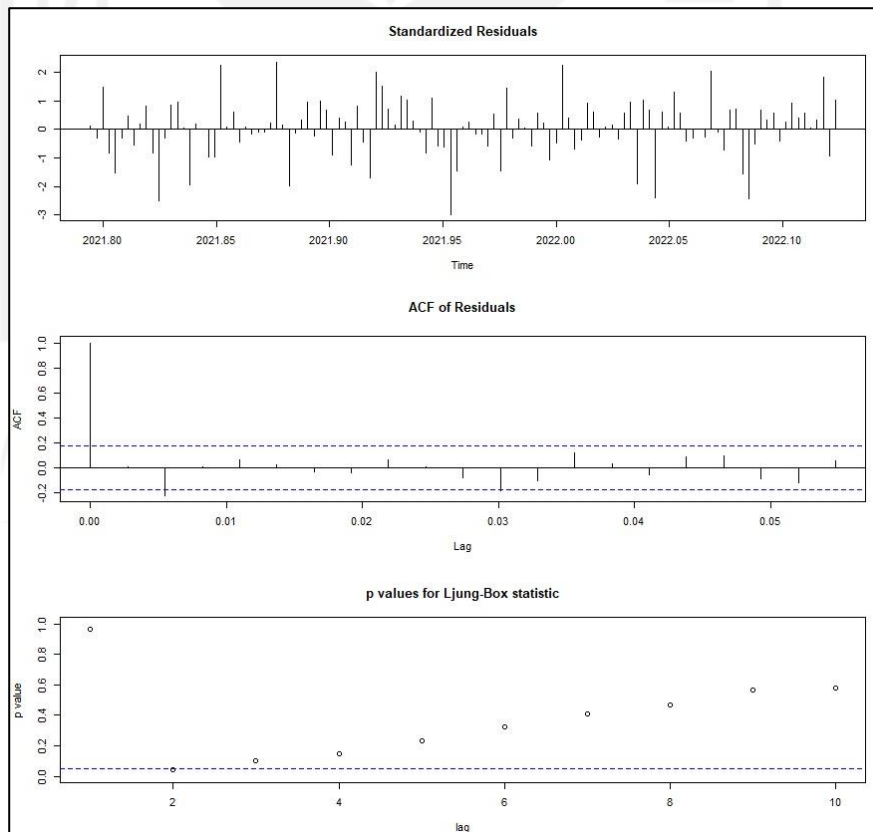
Gambar 5.9. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 4.



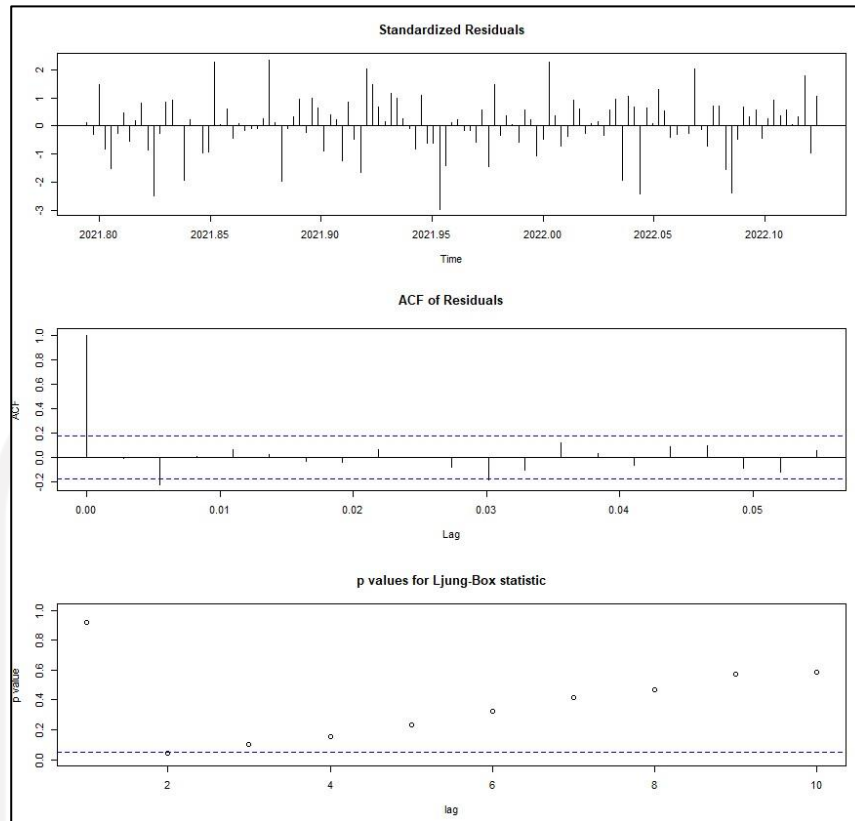
Gambar 5.10. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 5.



Gambar 5.11. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 6.



Gambar 5.12. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 7.



Gambar 5.13. Grafik Uji Diagnostik/Autokorelasi Model 8.

Terlihat dari hasil uji diagnostik, residual model 1 sampai model 6 yaitu ARIMA(2,1,2), ARIMA(1,1,2), ARIMA(2,1,1), ARIMA(0,1,2), ARIMA(2,1,0), dan ARIMA(1,1,1) bersifat *white noise* (WN). Ditandai dengan tidak adanya lag (≥ 1) yang keluar dari batas interval. Selain itu, *p-value* pada *Ljung Box* juga di atas batas 5%, yang menandakan hipotesis nol residual tidak mengandung korelasi serial diterima sehingga model 1 sampai 6 tidak mengandung autokorelasi. Model yang mengandung autokorelasi yaitu model 7 dan 8, ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) yang ditandai dengan adanya lag (≥ 1) yang keluar dari batas interval (model tidak bersifat *white noise*). Selain itu, *p-value* pada *Ljung Box* untuk model 7 dan 8 juga di bawah batas 5%, yang menandakan hipotesis nol residual mengandung korelasi serial tidak diterima.

5.4.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan apabila model ARIMA yang telah lolos dalam uji Signifikansi dan uji Diagnostik lebih dari satu. Untuk memilih model dapat dilakukan dengan membandingkan nilai AIC. Metode SIC (*Schwarz Information Criterion*) dan AIC (*Akaike's Information Criterion*) merupakan

metode yang dapat digunakan untuk memilih model regresi terbaik yang ditemukan oleh Akaike dan Schwarz dengan nilai terkecil yang diperoleh akan dipilih menjadi model ARIMA terbaik. Pengambilan keputusan ini dirangkum dalam **Tabel 5.15** berikut.

Tabel 5.13 Keputusan pemilihan Model ARIMA Terbaik

Model ARIMA		AIC	MAPE	Uji Signifikansi	Uji Diagnostik
Model 1	ARIMA(2,1,2)	994.1	0.6156593 %	Tidak Memenuhi	Memenuhi
Model 2	ARIMA(1,1,2)	992.54	0.6179196 %	Tidak Memenuhi	Memenuhi
Model 3	ARIMA(2,1,1)	992.12	0.6162825 %	Tidak Memenuhi	Memenuhi
Model 4	ARIMA(0,1,2)	990.56	0.6179659 %	Tidak Memenuhi	Memenuhi
Model 5	ARIMA(2,1,0)	990.2	0.6163061 %	Tidak Memenuhi	Memenuhi
Model 6	ARIMA(1,1,1)	994.28	0.6237343 %	Memenuhi	Memenuhi
Model 7	ARIMA(1,1,0)	994.44	0.6163061 %	Tidak Memenuhi	Tidak Memenuhi
Model 8	ARIMA(0,1,1)	994.39	0.6237343 %	Tidak Memenuhi	Tidak Memenuhi

Berdasarkan hasil rangkuman kriteria pemilihan model terbaik pada **Tabel 5.15** diatas, dapat dipilih model terbaik untuk meramalkan harga penutupan emas berjangka adalah Model 6 yaitu ARIMA(1,1,1) serta berdasarkan Uji *diagnostic*/autokorelasi karena model bersifat *white noise* atau tidak mengandung autokorelasi yang dilihat dari grafik ACF serta posisi letak nilai *p-value* yang diatas batas 5%. Selanjutnya dapat dilakukan peramalan untuk periode selanjutnya dengan menggunakan model 6: ARIMA(1,1,1).

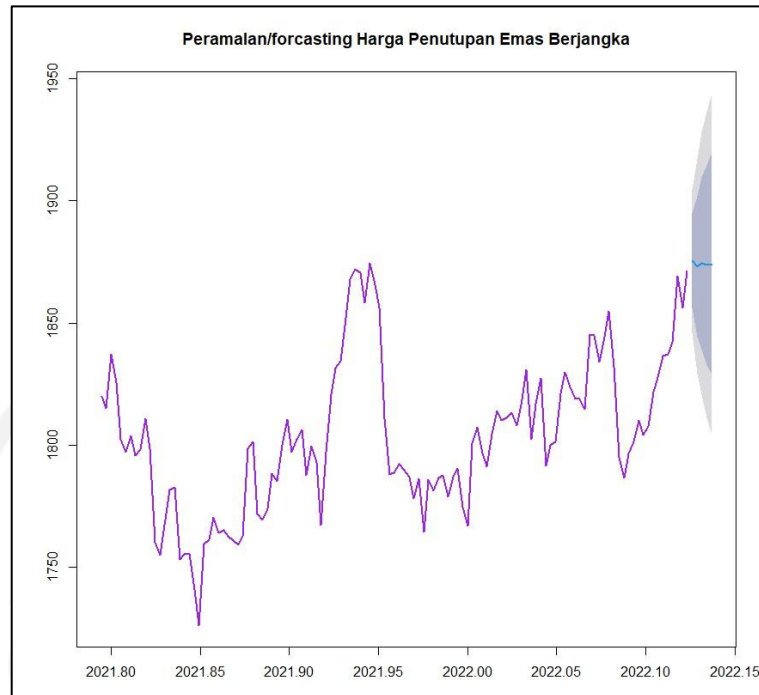
5.4.8 Peramalan ARIMA

Dengan menggunakan model yang sudah ditentukan sebelumnya yaitu Model 6: ARIMA(1,1,1) dilakukan peramalan dengan hasil peramalan untuk data penelitian dituangkan dalam **Tabel 5.15** berikut.

Tabel 5.14 Peramalan Seluruh Data Penelitian dengan ARIMA

Tanggal	Hasil Peramalan ARIMA
17/02/2022	1875,507
18/02/2022	1873,205
21/02/2022	1874,527
22/02/2022	1873,768
23/02/2022	1874,204

Hasil peramalan seperti pada **Tabel 5.15** apabila divisualisasikan akan seperti pada **Gambar 5.14** berikut.



Gambar 5.14 Grafik Nilai Peramalan Harga Penutupan Emas Berjangka dengan Menggunakan Metode ARIMA

Berdasarkan grafik pada **Gambar 5.14** terdapat daerah yang berwarna biru yang merupakan daerah nilai dari peramalan/*forecasting* dengan menggunakan Model 6: ARIMA(1,1,1).

5.5. Ukuran Ketepatan Peramalan

Selanjutnya adalah mencari ukuran ketepatan guna mengetahui seberapa besar tingkat akurasi peramalan atau seberapa tingkat error peramalan yang dilakukan. Dalam mencari ukuran ketepatan peramalan penulis menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk melihat seberapa besar atau kecilnya tingkat kesalahan peramalan tersebut. Perhitungan MAPE untuk kedua metode ini penulis lakukan dan menghasilkan nilai sebagaimana di tuangkan dalam **Tabel 5.17** berikut.

Tabel 5.15 Perbandingan Nilai MAPE FTS *Chen* dan ARIMA.

Ukuran Ketepatan	<i>Fuzzy Time Series Chen</i>	<i>Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)</i>
MAPE	0,8%	0,6%

Berdasarkan hasil MAPE yang diperoleh adalah metode ARIMA memiliki nilai *error* lebih kecil dengan nilai 0,6% dibandingkan *Fuzzy Time Series Chen* yang nilainya sebesar 0,8 %. MAPE yang memiliki nilai kurang dari 10% dapat dikatakan memiliki kemampuan peramalannya sangat baik. Dengan demikian, diantara kedua metode yang digunakan dalam penelitian ini, metode yang lebih baik untuk meramalkan harga penutupan emas berjangka untuk periode selanjutnya adalah dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).



BAB VI

PENUTUP

6.1. Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil analisis dan pembahasan dalam penelitian yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Data penelitian memiliki pola siklis perkuat oleh kondisi data yang dipengaruhi oleh kegiatan ekonomi/bisnis. Data harga penutupan emas berjangka pada periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022 secara keseluruhan mengalami fluktuasi yang cenderung mengalami kenaikan. Nilai rata-rata harga penutupan emas berjangka menyentuh angka 1803,8 *USD/Troy Ounce* dengan harga tertinggi terdapat pada tanggal 17 November 2021 dengan angka sebesar 1874,4 *USD/Troy Ounce* dan harga terendah terdapat pada tanggal 29 September 2021 dengan angka sebesar 1726,3 *USD/Troy Ounce*.
2. Penerapan metode yang digunakan yaitu *Fuzzy Time Series Chen* dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan penulis, nilai ukuran ketepatan peramalan MAPE yang dihasilkan sebesar 0,8% untuk FTS *Chen* dan 0,6% untuk ARIMA. Dengan tipisnya selisih diantara kedua metode, metode yang sangat baik untuk meramalkan harga penutupan emas berjangka adalah dengan metode ARIMA.
3. Nilai peramalan periode selanjutnya yaitu untuk tanggal 17 Februari 2022 untuk harga penutupan emas berjangka menggunakan metode *fuzzy time series chen* sebesar 1867,5 *USD/Troy Ounce* dan dengan menggunakan *autoregressive integrated moving average* dengan menggunakan model ARIMA(1,1,1) adalah sebesar 1875,507 *USD/Troy Ounce*.

6.2. Saran

Dilihat dari banyaknya kekurangan dalam penelitian ini, maka peneliti memberi saran sebagai berikut:

1. Melalui hasil penelitian ini, diharapkan selanjutnya untuk mengembangkan penelitian analisis *fuzzy time series* menggunakan orde

lebih tinggi atau membandingkan dengan model lain seperti metode *ARCH GARCH*.

2. Penerapan metode *fuzzy time series chen* dan *autoregressive integrated moving average* dalam penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat bagi calon investor terhindar dari risiko kerugian.



DAFTAR PUSTAKA

- Anggi Hartono, D. D. (2012). Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing dan Metode Exponential Smoothing Adjusted Fortrend (Holt's Method) untuk Meramalkan Penjualan. Studi Kasus: Toko Onderdil Mobil "Prodi, Purwodadi". *Jurnal EKSIS Vol 05 No 01*, 8-18.
- Arikunto, S. (2013). *Prosedur Penelitian, Suatu Pendekatan Praktik*. Jakarta: Rineka Cipta.
- Athanasopoulos, R. J. (2018). *Forecasting: Principles and Practice (2nd ed)*. Australia: OTexts: Monash University.
- Berutu, S. S. (2013). *Peramalan Penjualan Dengan Metode Fuzzy Time Series Ruy Chyn Tsaor*. Semarang: Tesis Universitas Diponegoro.
- Box, G. E., & Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis : Forecasting and Control*. Holden-Day.
- Chan, J. D., & Kung-Sik, C. (2008). *Time Series Analysis With Applications in R*. Iowa: Springer Science+Business Media, LLC.
- Dipraja, S. (2011). *Siapa Bilang Investasi Emas Butuh Modal Gede*. Jakarta: Tangga Pustaka.
- Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*. New York: John Wiley & Sons.
- Fahmi, T. S. (2013). Perbandingan Metode Pemulusan Eksponensial Tunggal dan Fuzzy Time Series untuk Memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan. *Gaussian*, 2(2), 137-146.
- Fauziah, N., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y. N. (2016). Peramalan Menggunakan Fuzzy Time Series Chen (Studi kasus : Curah hujan Kota Samarinda). *Statistika*, Vol. 4, No. 2, November, 52-61.
- Handayani, L., & Anggriani, D. (2015). Perbandingan Model Chen dan Model Lee Pada Metode Fuzzy Time Series Untuk Prediksi Harga Emas. *Jurnal Pseudocode*, Volume 2 Nomor 1, Februari 2015, ISSN 2355 – 5920, 28-36.
- Hansun, S. (2012). Peramalan Data IHSG Menggunakan Fuzzy Time Series. *UCCS*, Vol. 6 No. 2 July , pp. 79-88.

- Hartati. (2017). Penggunaan Metode ARIMA Dalam Meramal Pergerakan Inflasi. *Jurnal Matematika, Saint, dan Teknologi, Volume 18, Nomor 1, Maret 2017, 1-10*, 1-10.
- Haryanto. (2020). Dampak Covid-19 terhadap Pergerakan Nilai Tukar Rupiah dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). *The Indonesian Journal of Development Planning Volume IV No. 2 – Juni 2020*, 151-165.
- Indraswari, D. L. (2022, Maret 29). *Geliat Kaum Muda Berinvestasi*. Diambil kembali dari [www.kompas.id: https://www.kompas.id/baca/telaah/2022/03/28/geliat-kaum-muda-berinvestasi](https://www.kompas.id/baca/telaah/2022/03/28/geliat-kaum-muda-berinvestasi)
- Jang, S. d. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Lusia, D. A., & Ambarwati², A. (2018). Perbandingan Peramalan Univariat Dan Multivariat ARIMA Pada Indeks Harga Saham Gabungan. *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*.
- Makridakis, S. W. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*. Jakarta: Erlangga.
- Makridakis, S., C.Wheelwright, S., & E.McGee, V. (1991). *Metode dan aplikasi peramalan; Jilid 1*. Jakarta: Erlangga.
- Margi, K., & Pendawa, S. (2015). Analisa dan Penerapan Metode Single Exponential Smoothing untuk Prediksi Penjualan pada Periode Tertentu (Studi Kasus : PT. Media Cemara Kreasi). *Prosiding SNATIF ke 2*, 259-266.
- Muhammad, M. (2016). Sebaran dan Peramalan Mahasiswa Baru Pendidikan Matematika Universitas Muhammadiyah Purwokerto dengan Metode Time Invariant Fuzzy Time series . *Matematika, III(2)*, 48-58.
- Nugroho, K. (2016). Model Analisis Prediksi Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Jurnal INFOKAM, Nomor 1 Th. XII/Maret/16*.
- Pajriati, N. H., Kurniati, E., & Suhaedi, D. (2021). Penerapan Metode Average Based Fuzzy Time Series Lee Untuk Peramalan Harga Emas di PT. X. *Jurnal Riset Matematika* <https://doi.org/10.29313/jrm.v1i1.221>, 73-81.
- Prananingtyas, P. (2018). Perlindungan Hukum Terhadap Investor Emas. Dalam *Masalah-Masalah Hukum, Jilid 47 No.4* (hal. 431).

- Rahmawati, C. E. (2019). Metode Fuzzy Time Series Cheng dalam Memprediksi Jumlah Wisatawan di Provinsi Sumatera Barat. *Journal of Education Informatic Technology and Science (JeITS)*, 1(1), 11-23.
- Rakhmawati, D., & Nurhalim, M. (2021). Prediksi harga emas berjangka di masa pandemi covid-19 menggunakan model trendeterministik. *AKUNTABEL* 18(1), 2021 146-152, 146-152.
- Riza Silvia Faustina, A. A. (2017). Model Hybrid Arima-Garch Untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan Software R . *UNNES Journal of Mathematics UJM* 6 (1) , 11-24.
- Rizki Agung Pambudi, B. D. (2018). Implementasi Fuzzy Time Series untuk Memprediksi Jumlah Kemunculan Titik Api. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Vol. 2, No. 11, November 2018*, hlm. 4767-4776 e-ISSN: 2548-964X, 4767-4776.
- Rusdi. (2011). Uji Akar-Akar Unit dalam Model Runtun Waktu Autoregresif. *Statistika*, Vol. 11 No. 2, , 67 – 78.
- Sholikhah, A. (2016). Statistik Deskriptif dalam Penelitian Kualitatif. *Komunika* 10(2), 342-362.
- Sibigtroth, J. (1992). Implementing Fuzzy Expert Rules in Hardware. *The Magazine of Artificial Intelligence in Practice Vol. 7 (4)*, 25-3.
- Suharto, F. (2013). *Harga Emas Naik atau Turun Kita Tetap Untung*. Jakarta: Elex Media Komputindo.
- Sukarna, A. d. (2006). *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Makasar: Andira.
- Susilo, F. (2006). *Himpunan dan Logika Kabur serta Aplikasinya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sutikno, L. (2012). Perbandingan Metode Deffuzifikasi Sistem Kendali Logika Fuzzy Model Madani. *Jurnal Masyarakat Informatika* 2 (3), 27-38. Tauryawati, M. L. (2014). Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Chen dan Metode Box-Jenkins untuk Memprediksi IHSG. *Sains dan Seni Pomits*, 03(2), ISSN: 2337-3539.
- Viot, G. (1993). Fuzzy Logic: Concepts to Construct. *The Magazine of Artificial Inteligance in Practice* 8 (11), 26-33.

Wei, W. W. (1989). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*.

Publisher: Addison-Wesley ISBN: 978-0-201-15911-0.

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, vol. 8. *Cambridge*

University Press: 12 March 2014, 338-353.



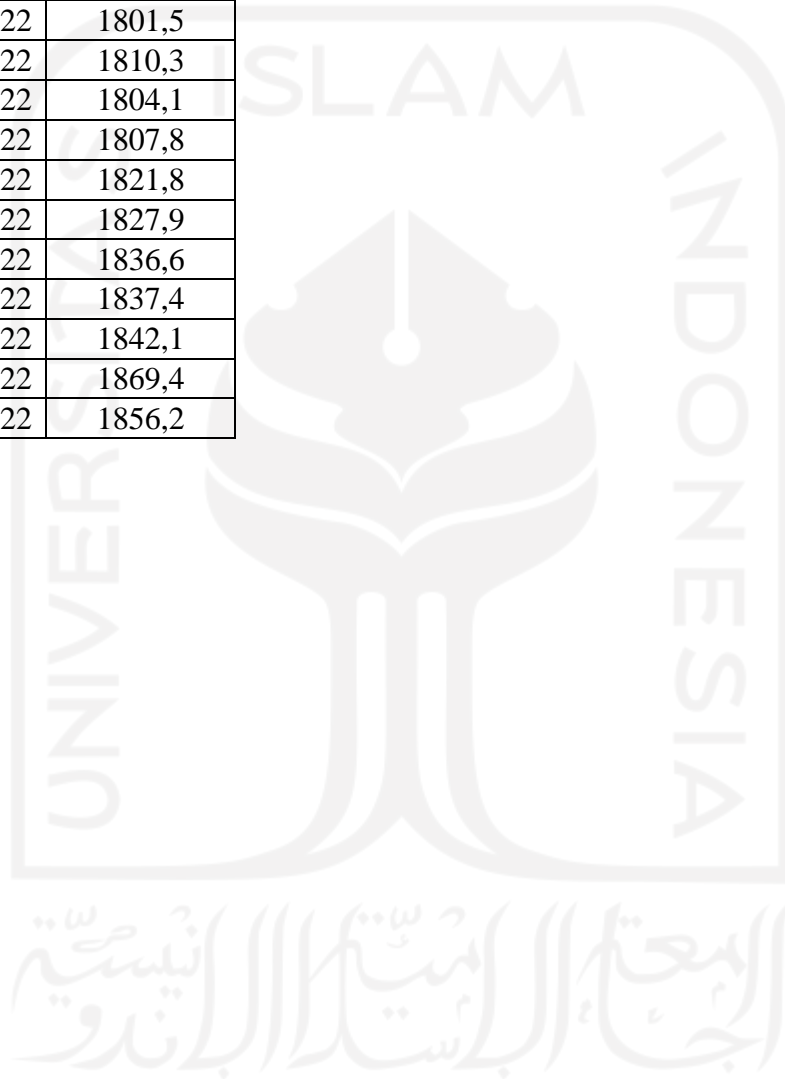
LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Penelitian : Harga Penutupan Emas Berjangka (USD/1 troy ounce) periode 1 September 2021 – 16 Februari 2022.

Sumber: *investing.com* (<https://m.id.investing.com/commodities/gold-historical-data>).

Tanggal	Harga Penutupan	Tanggal	Harga Penutupan	Tanggal	Harga Penutupan
01/09/2021	1819,9	19/10/2021	1774,1	06/12/2021	1781,5
02/09/2021	1815,2	20/10/2021	1788,4	07/12/2021	1786,8
03/09/2021	1837,4	21/10/2021	1785,4	08/12/2021	1787,6
06/09/2021	1825,7	22/10/2021	1800,0	09/12/2021	1778,9
07/09/2021	1802,3	25/10/2021	1810,4	10/12/2021	1787,0
08/09/2021	1797,3	26/10/2021	1797,1	13/12/2021	1790,6
09/09/2021	1803,9	27/10/2021	1802,6	14/12/2021	1774,7
10/09/2021	1795,9	28/10/2021	1806,4	15/12/2021	1766,9
13/09/2021	1798,3	29/10/2021	1787,6	16/12/2021	1800,7
14/09/2021	1810,8	01/11/2021	1799,5	17/12/2021	1807,3
15/09/2021	1798,5	02/11/2021	1793,0	20/12/2021	1796,9
16/09/2021	1760,4	03/11/2021	1767,5	21/12/2021	1791,1
17/09/2021	1754,9	04/11/2021	1797,1	22/12/2021	1804,6
20/09/2021	1767,5	05/11/2021	1820,6	23/12/2021	1814,0
21/09/2021	1781,9	08/11/2021	1831,8	24/12/2021	1810,1
22/09/2021	1782,7	09/11/2021	1834,5	27/12/2021	1811,1
23/09/2021	1753,4	10/11/2021	1852,0	28/12/2021	1813,3
24/09/2021	1755,4	11/11/2021	1867,7	29/12/2021	1808,2
27/09/2021	1755,6	12/11/2021	1872,2	30/12/2021	1816,6
28/09/2021	1741,1	15/11/2021	1870,8	31/12/2021	1831,0
29/09/2021	1726,3	16/11/2021	1858,3	03/01/2022	1802,4
30/09/2021	1759,7	17/11/2021	1874,4	04/01/2022	1817,0
01/10/2021	1761,5	18/11/2021	1865,7	05/01/2022	1827,5
04/10/2021	1770,6	19/11/2021	1856,1	06/01/2022	1791,5
05/10/2021	1764,2	22/11/2021	1811,0	07/01/2022	1799,9
06/10/2021	1765,1	23/11/2021	1788,1	10/01/2022	1801,3
07/10/2021	1762,7	24/11/2021	1788,8	11/01/2022	1821,0
08/10/2021	1761,1	25/11/2021	1792,4	12/01/2022	1829,8
11/10/2021	1759,4	26/11/2021	1789,9	13/01/2022	1823,9
12/10/2021	1762,9	29/11/2021	1787,1	14/01/2022	1819,0
13/10/2021	1798,5	30/11/2021	1778,3	17/01/2022	1819,1
14/10/2021	1801,5	01/12/2021	1786,3	18/01/2022	1814,9
15/10/2021	1771,9	02/12/2021	1764,7	19/01/2022	1845,5
18/10/2021	1769,3	03/12/2021	1785,8	20/01/2022	1844,9

Tanggal	Harga Penutupan	Tanggal	Harga Penutupan
21/01/2022	1834,1	16/02/2022	1871,5
24/01/2022	1844,2		
25/01/2022	1855,0		
26/01/2022	1832,0		
27/01/2022	1795,0		
28/01/2022	1786,6		
31/01/2022	1796,4		
01/02/2022	1801,5		
02/02/2022	1810,3		
03/02/2022	1804,1		
04/02/2022	1807,8		
07/02/2022	1821,8		
08/02/2022	1827,9		
09/02/2022	1836,6		
10/02/2022	1837,4		
11/02/2022	1842,1		
14/02/2022	1869,4		
15/02/2022	1856,2		



Lampiran 2 Hasil Fuzzifikasi, FLR, dan FLRG dari Data Penelitian

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	FLR	FLRG
01/09/2021	1819,9	A5		
02/09/2021	1815,2	A5	A5->A5	G5
03/09/2021	1837,4	A6	A5->A6	G5
06/09/2021	1825,7	A6	A6->A6	G6
07/09/2021	1802,3	A5	A6->A5	G6
08/09/2021	1797,3	A4	A5->A4	G5
09/09/2021	1803,9	A5	A4->A5	G4
10/09/2021	1795,9	A4	A5->A4	G5
13/09/2021	1798,3	A4	A4->A4	G4
14/09/2021	1810,8	A5	A4->A5	G4
15/09/2021	1798,5	A4	A5->A4	G5
16/09/2021	1760,4	A3	A4->A3	G4
17/09/2021	1754,9	A2	A3->A2	G3
20/09/2021	1767,5	A3	A2->A3	G2
21/09/2021	1781,9	A4	A3->A4	G3
22/09/2021	1782,7	A4	A4->A4	G4
23/09/2021	1753,4	A2	A4->A2	G4
24/09/2021	1755,4	A3	A2->A3	G2
27/09/2021	1755,6	A3	A3->A3	G3
28/09/2021	1741,1	A2	A3->A2	G3
29/09/2021	1726,3	A1	A2->A1	G2
30/09/2021	1759,7	A3	A1->A3	G1
01/10/2021	1761,5	A3	A3->A3	G3
04/10/2021	1770,6	A3	A3->A3	G3
05/10/2021	1764,2	A3	A3->A3	G3
06/10/2021	1765,1	A3	A3->A3	G3
07/10/2021	1762,7	A3	A3->A3	G3
08/10/2021	1761,1	A3	A3->A3	G3
11/10/2021	1759,4	A3	A3->A3	G3
12/10/2021	1762,9	A3	A3->A3	G3
13/10/2021	1798,5	A4	A3->A4	G3
14/10/2021	1801,5	A5	A4->A5	G4
15/10/2021	1771,9	A3	A5->A3	G5
18/10/2021	1769,3	A3	A3->A3	G3
19/10/2021	1774,1	A3	A3->A3	G3
20/10/2021	1788,4	A4	A3->A4	G3
21/10/2021	1785,4	A4	A4->A4	G4
22/10/2021	1800,0	A4	A4->A4	G4
25/10/2021	1810,4	A5	A4->A5	G4
26/10/2021	1797,1	A4	A5->A4	G5
27/10/2021	1802,6	A5	A4->A5	G4

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	FLR	FLRG
28/10/2021	1806,4	A5	A5->A5	G5
29/10/2021	1787,6	A4	A5->A4	G5
01/11/2021	1799,5	A4	A4->A4	G4
02/11/2021	1793,0	A4	A4->A4	G4
03/11/2021	1767,5	A3	A4->A3	G4
04/11/2021	1797,1	A4	A3->A4	G3
05/11/2021	1820,6	A5	A4->A5	G4
08/11/2021	1831,8	A6	A5->A6	G5
09/11/2021	1834,5	A6	A6->A6	G6
10/11/2021	1852,0	A7	A6->A7	G6
11/11/2021	1867,7	A8	A7->A8	G7
12/11/2021	1872,2	A8	A8->A8	G8
15/11/2021	1870,8	A8	A8->A8	G8
16/11/2021	1858,3	A7	A8->A7	G8
17/11/2021	1874,4	A8	A7->A8	G7
18/11/2021	1865,7	A7	A8->A7	G8
19/11/2021	1856,1	A7	A7->A7	G7
22/11/2021	1811,0	A5	A7->A5	G7
23/11/2021	1788,1	A4	A5->A4	G5
24/11/2021	1788,8	A4	A4->A4	G4
25/11/2021	1792,4	A4	A4->A4	G4
26/11/2021	1789,9	A4	A4->A4	G4
29/11/2021	1787,1	A4	A4->A4	G4
30/11/2021	1778,3	A4	A4->A4	G4
01/12/2021	1786,3	A4	A4->A4	G4
02/12/2021	1764,7	A3	A4->A3	G4
03/12/2021	1785,8	A4	A3->A4	G3
06/12/2021	1781,5	A4	A4->A4	G4
07/12/2021	1786,8	A4	A4->A4	G4
08/12/2021	1787,6	A4	A4->A4	G4
09/12/2021	1778,9	A4	A4->A4	G4
10/12/2021	1787,0	A4	A4->A4	G4
13/12/2021	1790,6	A4	A4->A4	G4
14/12/2021	1774,7	A3	A4->A3	G4
15/12/2021	1766,9	A3	A3->A3	G3
16/12/2021	1800,7	A5	A3->A5	G3
17/12/2021	1807,3	A5	A5->A5	G5
20/12/2021	1796,9	A4	A5->A4	G5
21/12/2021	1791,1	A4	A4->A4	G4
22/12/2021	1804,6	A5	A4->A5	G4
23/12/2021	1814,0	A5	A5->A5	G5
24/12/2021	1810,1	A5	A5->A5	G5
27/12/2021	1811,1	A5	A5->A5	G5
28/12/2021	1813,3	A5	A5->A5	G5

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	FLR	FLRG
29/12/2021	1808,2	A5	A5->A5	G5
30/12/2021	1816,6	A5	A5->A5	G5
31/12/2021	1831,0	A6	A5->A6	G5
03/01/2022	1802,4	A5	A6->A5	G6
04/01/2022	1817,0	A5	A5->A5	G5
05/01/2022	1827,5	A6	A5->A6	G5
06/01/2022	1791,5	A4	A6->A4	G6
07/01/2022	1799,9	A4	A4->A4	G4
10/01/2022	1801,3	A5	A4->A5	G4
11/01/2022	1821,0	A5	A5->A5	G5
12/01/2022	1829,8	A6	A5->A6	G5
13/01/2022	1823,9	A6	A6->A6	G6
14/01/2022	1819,0	A5	A6->A5	G6
17/01/2022	1819,1	A5	A5->A5	G5
18/01/2022	1814,9	A5	A5->A5	G5
19/01/2022	1845,5	A7	A5->A7	G5
20/01/2022	1844,9	A6	A7->A6	G7
21/01/2022	1834,1	A6	A6->A6	G6
24/01/2022	1844,2	A6	A6->A6	G6
25/01/2022	1855,0	A7	A6->A7	G6
26/01/2022	1832,0	A6	A7->A6	G7
27/01/2022	1795,0	A4	A6->A4	G6
28/01/2022	1786,6	A4	A4->A4	G4
31/01/2022	1796,4	A4	A4->A4	G4
01/02/2022	1801,5	A5	A4->A5	G4
02/02/2022	1810,3	A5	A5->A5	G5
03/02/2022	1804,1	A5	A5->A5	G5
04/02/2022	1807,8	A5	A5->A5	G5
07/02/2022	1821,8	A5	A5->A5	G5
08/02/2022	1827,9	A6	A5->A6	G5
09/02/2022	1836,6	A6	A6->A6	G6
10/02/2022	1837,4	A6	A6->A6	G6
11/02/2022	1842,1	A6	A6->A6	G6
14/02/2022	1869,4	A8	A6->A8	G6
15/02/2022	1856,2	A7	A8->A7	G8
16/02/2022	1871,5	A8	A7->A8	G7

Lampiran 3 Hasil Peramalan FTS *Chen* dari Data Penelitian

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	Peramalan FTS Chen	MAPE FTS Chen
01/09/2021	1819,9			
02/09/2021	1815,2	G6	1833,75	0,01021926
03/09/2021	1837,4	G5	1811,25	0,01423207
06/09/2021	1825,7	G7	1845	0,01059896
07/09/2021	1802,3	G6	1833,75	0,01744993
08/09/2021	1797,3	G5	1811,25	0,00776164
09/09/2021	1803,9	G4	1777,5	0,01463496
10/09/2021	1795,9	G5	1811,25	0,00854725
13/09/2021	1798,3	G4	1777,5	0,01156648
14/09/2021	1810,8	G4	1777,5	0,01838966
15/09/2021	1798,5	G5	1811,25	0,00708924
16/09/2021	1760,4	G4	1777,5	0,0097137
17/09/2021	1754,9	G2	1743,75	0,00635364
20/09/2021	1767,5	G2	1743,75	0,01343706
21/09/2021	1781,9	G3	1777,5	0,00246927
22/09/2021	1782,7	G4	1777,5	0,00291692
23/09/2021	1753,4	G4	1777,5	0,01374472
24/09/2021	1755,4	G2	1743,75	0,00663666
27/09/2021	1755,6	G2	1743,75	0,00674983
28/09/2021	1741,1	G2	1743,75	0,00152203
29/09/2021	1726,3	G1	1721,25	0,00292533
30/09/2021	1759,7	G1	1721,25	0,02185032
01/10/2021	1761,5	G2	1743,75	0,01007664
04/10/2021	1770,6	G2	1743,75	0,01516435
05/10/2021	1764,2	G3	1777,5	0,00753883
06/10/2021	1765,1	G3	1777,5	0,0070251
07/10/2021	1762,7	G3	1777,5	0,00839621
08/10/2021	1761,1	G2	1743,75	0,0098518
11/10/2021	1759,4	G2	1743,75	0,00889508
12/10/2021	1762,9	G2	1743,75	0,01086278
13/10/2021	1798,5	G2	1743,75	0,03044204
14/10/2021	1801,5	G4	1777,5	0,01332223
15/10/2021	1771,9	G5	1811,25	0,0222078
18/10/2021	1769,3	G3	1777,5	0,0046346
19/10/2021	1774,1	G3	1777,5	0,00191646
20/10/2021	1788,4	G3	1777,5	0,00609483
21/10/2021	1785,4	G4	1777,5	0,00442478
22/10/2021	1800,0	G4	1777,5	0,0125
25/10/2021	1810,4	G4	1777,5	0,01817278
26/10/2021	1797,1	G5	1811,25	0,0078738

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	Peramalan FTS Chen	MAPE FTS Chen
27/10/2021	1802,6	G4	1777,5	0,01392433
28/10/2021	1806,4	G5	1811,25	0,0026849
29/10/2021	1787,6	G5	1811,25	0,01323003
01/11/2021	1799,5	G4	1777,5	0,01222562
02/11/2021	1793,0	G4	1777,5	0,00864473
03/11/2021	1767,5	G4	1777,5	0,00565771
04/11/2021	1797,1	G3	1777,5	0,01090646
05/11/2021	1820,6	G4	1777,5	0,02367351
08/11/2021	1831,8	G6	1833,75	0,00106453
09/11/2021	1834,5	G6	1833,75	0,00040883
10/11/2021	1852,0	G6	1833,75	0,00985421
11/11/2021	1867,7	G7	1845	0,01215399
12/11/2021	1872,2	G8	1867,5	0,00251042
15/11/2021	1870,8	G8	1867,5	0,00176395
16/11/2021	1858,3	G8	1867,5	0,00495076
17/11/2021	1874,4	G8	1867,5	0,00368118
18/11/2021	1865,7	G8	1867,5	0,00096479
19/11/2021	1856,1	G8	1867,5	0,00614191
22/11/2021	1811,0	G8	1867,5	0,03119823
23/11/2021	1788,1	G5	1811,25	0,0129467
24/11/2021	1788,8	G4	1777,5	0,00631708
25/11/2021	1792,4	G4	1777,5	0,00831288
26/11/2021	1789,9	G4	1777,5	0,00692776
29/11/2021	1787,1	G4	1777,5	0,00537183
30/11/2021	1778,3	G4	1777,5	0,00044987
01/12/2021	1786,3	G3	1777,5	0,00492638
02/12/2021	1764,7	G4	1777,5	0,00725336
03/12/2021	1785,8	G3	1777,5	0,00464778
06/12/2021	1781,5	G4	1777,5	0,0022453
07/12/2021	1786,8	G3	1777,5	0,00520484
08/12/2021	1787,6	G4	1777,5	0,00565003
09/12/2021	1778,9	G4	1777,5	0,000787
10/12/2021	1787,0	G3	1777,5	0,00531617
13/12/2021	1790,6	G4	1777,5	0,00731598
14/12/2021	1774,7	G4	1777,5	0,00157773
15/12/2021	1766,9	G3	1777,5	0,00599921
16/12/2021	1800,7	G3	1777,5	0,01288388
17/12/2021	1807,3	G5	1811,25	0,00218558
20/12/2021	1796,9	G5	1811,25	0,00798598
21/12/2021	1791,1	G4	1777,5	0,0075931
22/12/2021	1804,6	G4	1777,5	0,01501718
23/12/2021	1814,0	G5	1811,25	0,00151599
24/12/2021	1810,1	G5	1811,25	0,00063532

Tanggal	Penutupan	Fuzifikasi	Peramalan FTS Chen	MAPE FTS Chen
27/12/2021	1811,1	G5	1811,25	8,2823E-05
28/12/2021	1813,3	G5	1811,25	0,00113054
29/12/2021	1808,2	G5	1811,25	0,00168676
30/12/2021	1816,6	G5	1811,25	0,00294506
31/12/2021	1831,0	G5	1811,25	0,01078646
03/01/2022	1802,4	G6	1833,75	0,01739348
04/01/2022	1817,0	G5	1811,25	0,00316456
05/01/2022	1827,5	G5	1811,25	0,00889193
06/01/2022	1791,5	G6	1833,75	0,02358359
07/01/2022	1799,9	G4	1777,5	0,01244514
10/01/2022	1801,3	G4	1777,5	0,01321268
11/01/2022	1821,0	G5	1811,25	0,0053542
12/01/2022	1829,8	G6	1833,75	0,00215871
13/01/2022	1823,9	G6	1833,75	0,00540052
14/01/2022	1819,0	G6	1833,75	0,00810885
17/01/2022	1819,1	G6	1833,75	0,00808114
18/01/2022	1814,9	G6	1833,75	0,01038625
19/01/2022	1845,5	G5	1811,25	0,01855866
20/01/2022	1844,9	G7	1845	5,4203E-05
21/01/2022	1834,1	G7	1845	0,00594297
24/01/2022	1844,2	G6	1833,75	0,00566641
25/01/2022	1855,0	G7	1845	0,00539084
26/01/2022	1832,0	G7	1845	0,00709607
27/01/2022	1795,0	G6	1833,75	0,02158774
28/01/2022	1786,6	G4	1777,5	0,00509347
31/01/2022	1796,4	G4	1777,5	0,01052104
01/02/2022	1801,5	G4	1777,5	0,01332223
02/02/2022	1810,3	G5	1811,25	0,00052477
03/02/2022	1804,1	G5	1811,25	0,00396319
04/02/2022	1807,8	G5	1811,25	0,0019084
07/02/2022	1821,8	G5	1811,25	0,00579098
08/02/2022	1827,9	G6	1833,75	0,00320039
09/02/2022	1836,6	G6	1833,75	0,00155178
10/02/2022	1837,4	G6	1833,75	0,0019865
11/02/2022	1842,1	G7	1845	0,00157429
14/02/2022	1869,4	G7	1845	0,01305232
15/02/2022	1856,2	G8	1867,5	0,00608771
16/02/2022	1871,5	G8	1867,5	0,00213732
17/02/2022		G8	1867,5	
			MAPE	0,81895001

Lampiran 4 Output Uji ADF

```
> adf.test(emas.ts)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: emas.ts
Dickey-Fuller = -2.8069, Lag order = 4, p-value = 0.2414
alternative hypothesis: stationary

> adf.test(emas.diff1)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: emas.diff1
Dickey-Fuller = -4.7787, Lag order = 4, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Lampiran 5 Output Estimasi Parameter

```
> model1=Arima(emas.ts, order=c(2,1,2))
> model1
Series: emas.ts
ARIMA(2,1,2)

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2
    -0.0670  -0.2829  0.1018  0.0601
s.e.   0.4004   0.4370  0.4203  0.4539

sigma^2 = 220.5: log likelihood = -492.05
AIC=994.1  AICC=994.63  BIC=1008.04
>
> model2=Arima(emas.ts, order=c(1,1,2))
> model2
Series: emas.ts
ARIMA(1,1,2)

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2
    -0.0493  0.0863  -0.2118
s.e.   0.3501  0.3402  0.0875

sigma^2 = 219.5: log likelihood = -492.27
AIC=992.54  AICC=992.88  BIC=1003.69
>
> model3=Arima(emas.ts, order=c(2,1,1))
> model3
Series: emas.ts
ARIMA(2,1,1)

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1
    -0.0733  -0.2257  0.1091
s.e.   0.3816   0.0912  0.3931

sigma^2 = 218.7: log likelihood = -492.06
AIC=992.12  AICC=992.46  BIC=1003.27
>
> model4=Arima(emas.ts, order=c(0,1,2))
> model4
Series: emas.ts
ARIMA(0,1,2)

Coefficients:
      ma1      ma2
    0.0401  -0.2138
s.e.   0.0895  0.0859

sigma^2 = 217.7: log likelihood = -492.28
AIC=990.56  AICC=990.76  BIC=998.92
~
```



```

> model5=Arima(emas.ts, order=c(2,1,0))
> model5
Series: emas.ts
ARIMA(2,1,0)

Coefficients:
      ar1      ar2
    0.0296 -0.2271
s.e. 0.0891 0.0897

sigma^2 = 217: log likelihood = -492.1
AIC=990.2 AICc=990.4 BIC=998.56
>
> model6=Arima(emas.ts, order=c(1,1,1))
> model6
Series: emas.ts
ARIMA(1,1,1)

Coefficients:
      ar1      ma1
    -0.5744 0.6893
s.e. 0.2694 0.2345

sigma^2 = 224.6: log likelihood = -494.14
AIC=994.28 AICc=994.49 BIC=1002.64
>
> model7=Arima(emas.ts, order=c(1,1,0))
> model7
Series: emas.ts
ARIMA(1,1,0)

Coefficients:
      ar1
    0.0220
s.e. 0.0913

sigma^2 = 226.8: log likelihood = -495.22
AIC=994.44 AICc=994.54 BIC=1000.01
>
> model8=Arima(emas.ts, order=c(0,1,1))
> model8
Series: emas.ts
ARIMA(0,1,1)

Coefficients:
      ma1
    0.0397
s.e. 0.1229

sigma^2 = 226.7: log likelihood = -495.19
AIC=994.39 AICc=994.49 BIC=999.96

```



Lampiran 6 Output Estimasi Parameter

```
> model1=Arima(emas.ts, order=c(2,1,2))
> model1
Series: emas.ts
ARIMA(2,1,2)

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2
    -0.0670 -0.2829  0.1018  0.0601
s.e.   0.4004  0.4370  0.4203  0.4539

sigma^2 = 220.5: log likelihood = -492.05
AIC=994.1  AICc=994.63  BIC=1008.04
> model2=Arima(emas.ts, order=c(1,1,2))
> model2
Series: emas.ts
ARIMA(1,1,2)

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2
    -0.0493  0.0863 -0.2118
s.e.   0.3501  0.3402  0.0875

sigma^2 = 219.5: log likelihood = -492.27
AIC=992.54  AICc=992.88  BIC=1003.69
> model3=Arima(emas.ts, order=c(2,1,1))
> model3
Series: emas.ts
ARIMA(2,1,1)

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1
    -0.0733 -0.2257  0.1091
s.e.   0.3816  0.0912  0.3931

sigma^2 = 218.7: log likelihood = -492.06
AIC=992.12  AICc=992.46  BIC=1003.27
> model4=Arima(emas.ts, order=c(0,1,2))
> model4
Series: emas.ts
ARIMA(0,1,2)

Coefficients:
      ma1      ma2
    0.0401 -0.2138
s.e.   0.0895  0.0859

sigma^2 = 217.7: log likelihood = -492.28
AIC=990.56  AICc=990.76  BIC=998.92
```

```

> model5=Arima(emas.ts, order=c(2,1,0))
> model5
Series: emas.ts
ARIMA(2,1,0)

Coefficients:
      ar1      ar2
    0.0296 -0.2271
s.e. 0.0891 0.0897

sigma^2 = 217: log likelihood = -492.1
AIC=990.2 AICc=990.4 BIC=998.56
> model6=Arima(emas.ts, order=c(1,1,1))
> model6
Series: emas.ts
ARIMA(1,1,1)

Coefficients:
      ar1      ma1
    -0.5744 0.6893
s.e. 0.2694 0.2345

sigma^2 = 224.6: log likelihood = -494.14
AIC=994.28 AICc=994.49 BIC=1002.64
> model7=Arima(emas.ts, order=c(1,1,0))
> model7
Series: emas.ts
ARIMA(1,1,0)

Coefficients:
      ar1
    0.0220
s.e. 0.0913

sigma^2 = 226.8: log likelihood = -495.22
AIC=994.44 AICc=994.54 BIC=1000.01
> model8=Arima(emas.ts, order=c(0,1,1))
> model8
Series: emas.ts
ARIMA(0,1,1)

Coefficients:
      ma1
    0.0397
s.e. 0.1229

sigma^2 = 226.7: log likelihood = -495.19
AIC=994.39 AICc=994.49 BIC=999.96

```



Lampiran 7 *Syntax Analisis ARIMA dengan software R*

```
#input
emas=read.csv(file.choose(),sep=";",header=TRUE)
View(emas)

plot.default(emas$penutupan, type= "l", col="black",
             main = "")

emas.ts = ts(emas$penutupan, start = c(2021,291), frequency = 365)
emas.ts

summary(emas.ts)

ts.plot(emas.ts, main="ts emas berjangka")

plot.ts(emas.ts, col = "maroon", lwd = 2, type = "l",
        pch = 7, main = "TS Harga Penutupan Emas Berjangka")

library(tseries)
library(forecast)

#HIPOTESIS ADF
#H0 : Data tidak stasioner (data mengandung unit root stasioner dalam mean)
#H1 : Data stasioner (data tidak mengandung unit root stasioner dalam mean)

adf.test(emas.ts)

par (mfrow=c(1,2))
```

```
Acf(emas.ts, lag.max=24)
```

```
Pacf(emas.ts,lag.max = 24)
```

```
##didiff soalnya grafik masih lambat menuju nol acnya
```

```
emas.diff1=diff(emas.ts, difference = 1)
```

```
par(mfrow=c(1,1))
```

```
plot.ts(emas.diff1, col = "maroon", lwd = 2, type = "l",
```

```
  pch = 7, main = "Data Harga Penutupan Emas Berjangka (Diferensi)")
```

```
adf.test(emas.diff1)
```

```
par (mfrow=c(1,2))
```

```
Acf(emas.diff1, lag.max=24)
```

```
Pacf(emas.diff1,lag.max = 24)
```

```
# model acf-q=2, pacf-p=2, d=1 arima(p,d,q)=(2,1,2)
```

```
model1=Arima(emas.ts, order=c(2,1,2))
```

```
model1
```

```
model2=Arima(emas.ts, order=c(1,1,2))
```

```
model2
```

```
model3=Arima(emas.ts, order=c(2,1,1))
```

```
model3
```

```
model4=Arima(emas.ts, order=c(0,1,2))
```

```
model4
```

```
model5=Arima(emas.ts, order=c(2,1,0))
```

```
model5
```

```
model6=Arima(emas.ts, order=c(1,1,1))
```

```
model6
```

```
model7=Arima(emas.ts, order=c(1,1,0))
```

```
model7
```

```
model8=Arima(emas.ts, order=c(0,1,1))
```

```
model8
```

```
#AIC terkecil - model 5
```

```
mape1 = mean(abs(model1$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

```
mape1
```

```
mape2 = mean(abs(model2$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

```
mape2
```

```
mape3 = mean(abs(model3$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

```
mape3
```

```
mape4 = mean(abs(model4$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

```
mape4
```

```
mape5 = mean(abs(model5$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

```
mape5
```

```
mape6 = mean(abs(model6$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

```
mape6
```

```
mape7 = mean(abs(model5$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

```
mape7
```

```
mape8 = mean(abs(model6$residuals)/emas.ts, na.rm = TRUE)*100
```

mape8

#mape terkecil - model 1

```
printsarima <- function (x, digits = 4, se=T,...){ #untuk menguji layak tidak layak
  if (length(x$coef) > 0) {
    cat("\nCoefficients:\n")
    coef <- round(x$coef, digits = digits)
    if (se && nrow(x$var.coef)) {
      ses <- rep(0, length(coef))
      ses[x$mask] <- round(sqrt(diag(x$var.coef)), digits = digits)
      coef <- matrix(coef, 1, dimnames = list(NULL, names(coef)))
      coef <- rbind(coef, s.e. = ses)
      statt <- coef[1,]/ses
      pval <- 2*pt(abs(statt), df=length(x$residuals)-1, lower.tail = F)
      coef <- rbind(coef,
t=round(statt,digits=digits),sign.=round(pval,digits=digits))
      coef <- t(coef)
    }
    print.default(coef, print.gap = 2)
  }
}
```

#HIPOTESIS

#H0 : Koefisien-koefisien tidak signifikan terhadap model

#H1 : Koefisien-koefisien signifikan terhadap model

printsarima(model1)

printsarima(model2)

printsarima(model3)

```
printsarima(model4)
printsarima(model5)
printsarima(model6)
printsarima(model7)
printsarima(model8)
```

#Uji Diagnostik untuk melihat ada autokorelasi atau tidak yang di uji hanya yg signifikan

```
tsdiag(model1)
tsdiag(model2)
tsdiag(model3)
tsdiag(model4)
tsdiag(model5)
tsdiag(model6)
tsdiag(model7)
tsdiag(model8)
```

#untuk peramalan

```
pred.emas1=forecast(model1, h=1)
pred.emas1
pred.emas2=forecast(model2, h=1)
pred.emas2
pred.emas3=forecast(model3, h=1)
pred.emas3
pred.emas4=forecast(model4, h=1)
pred.emas4
pred.emas5=forecast(model5, h=1)
pred.emas5
```



```
pred.emas6=forecast(model6, h=5)
```

```
pred.emas6
```

```
pred.emas7=forecast(model7, h=1)
```

```
pred.emas7
```

```
pred.emas8=forecast(model8, h=1)
```

```
pred.emas8
```

```
par(mfrow=c(1,1))
```

```
plot(pred.emas6, col = "purple", lwd = 2, type = "l",
```

```
     pch = 7, main = "Peramalan/forecasting Harga Penutupan Emas Berjangka")
```

