IMPLEMENTASI MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (VARIMA) PADA PERAMALAN DATA PEMBUKAAN DAN PENUTUPAN SAHAM NETFLIX

(Skripsi)

Oleh

WIRA ADIGUNA SUTAWA
2017031040

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024

ABSTRACT

IMPLEMENTASI MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (VARIMA) IN THE FORECASTING OF NETFLIX'S OPENING AND CLOSING STOCK PRICE DATA.

By

Wira Adiguna Sutawa

The VARIMA (Vector Autoregressive Integrated Moving Average) model is an extension of the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) model, used to handle multivariate time series data, where more than one variable or time series component is studied simultaneously. This model consists of three main components: vector autoregressive (VAR), differencing, and vector moving average (VMA). This study aims to forecast Netflix's opening and closing stock prices using the Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA) model. This model consists of three main components: vector autoregressive (VAR), differencing, and vector moving average (VMA). The data used includes stock prices from 2014 to 2023, analyzed using multivariate time series methods. Stationarity tests were conducted using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test and Box-Cox transformation to ensure the data meets model assumptions. The best model was selected based on the Akaike Information Criterion (AIC) and Bayesian Information Criterion (BIC). The analysis results show that the VARIMA(1,1,1) model delivers the best performance with high prediction accuracy, as indicated by a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.0649% and a Root Mean Square Error (RMSE) of 2492. This model was then used to forecast stock prices for the next six months, providing predictions that can aid in investment decision-making. In conclusion, the VARIMA(1,1,1) model is an accurate and reliable tool for forecasting Netflix stock price movements, offering valuable insights for investors and analysts.

Keyword : Forecasting, Time Series, VARIMA

ABSTRAK

IMPLEMENTASI MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (VARIMA) PADA PERAMALAN DATA PEMBUKAAN DAN PENUTUPAN SAHAM NETFLIX

Oleh

Wira Adiguna Sutawa

Model VARIMA (*Vector Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah pengembangan dari model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang digunakan untuk menangani data deret waktu multivariat, di mana lebih dari satu variabel atau komponen deret waktu dipelajari secara simultan. Model ini terdiri dari tiga komponen utama yaitu *Vector Autoregressive* (VAR), *Differencing* dan *Vector Moving Average* (VMA). Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga saham pembukaan dan penutupan Netflix menggunakan model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA). Data yang digunakan adalah harga saham dari tahun 2014 hingga 2023, yang dianalisis dengan metode time series multivariat. Uji stasioneritas dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan transformasi Box-Cox untuk memastikan data sesuai dengan asumsi model. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Hasil analisis menunjukkan bahwa model VARIMA(1,1,1) memberikan performa terbaik dengan akurasi prediksi tinggi, ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.0649% dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 2492. Model ini kemudian digunakan untuk peramalan harga saham untuk 6 bulan ke depan, memberikan prediksi yang dapat membantu dalam pengambilan keputusan investasi. Kesimpulannya, model VARIMA(1,1,1) merupakan alat yang akurat dan andal dalam meramalkan pergerakan harga saham Netflix, memberikan wawasan penting bagi investor dan analis.

Kata kunci : Peramalan, Time Series, VARIMA

IMPLEMENTASI MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (VARIMA) PADA PERAMALAN DATA PEMBUKAAN DAN PENUTUPAN SAHAM NETFLIX

Oleh

WIRA ADIGUNA SUTAWA
2017031040

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024

Judul Skripsi	:	**IMPLEMENTASI MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (VARIMA) PADA PERAMALAN DATA PEMBUKAAN DAN PENUTUPAN SAHAM NETFLIX**
Nama Mahasiswa	:	*Wira Adiguna Sutawa*
Nomor Pokok Mahasiswa	:	**2017031040**
Jurusan	:	**Matematika**
Fakultas	:	**Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Widiarti, S.Si., M.Si.	**Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.**
NIP. 19800502 200501 2 003	NIP. 19931106 201903 2 018

2. Ketua Jurusan Matematika

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua	: **Widiarti, S.Si., M.Si.**	....
Sekretaris	: **Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.**	....
Penguji Bukan Pembimbing	: **Drs. Nusyirwan, M.Si.**	....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 19711001 200501 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **3 Oktober 2024**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: **Wira Adiguna Sutawa**
Nomor Pokok Mahasiswa	: **2017031040**
Jurusan	: **Matematika**
Judul Skripsi	: **IMPLEMENTASI MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (VARIMA) PADA PERAMALAN DATA PEMBUKAAN DAN PENUTUPAN SAHAM NETFLIX**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan apabila di kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 11 Oktober 2024
Penulis,

METERAI TEMPEL
10000
SEPULUH RIBU RUPIAH
DEC74ALX242308965

Wira Adiguna Sutawa
NPM. 2017031040

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Wira Adiguna Sutawa, lahir di Gisting pada tanggal 17 Januari 2002. Penulis merupakan anak ke 3 dari empat bersaudara pasangan Bapak Sutarno dan Ibu Marsini.

Penulis mengawali pendidikan di Taman Kanak-Kanak (TK) RAMA Landbaw pada tahun 2006-2007, di Taman Kanak-Kanak (TK) RAMA pada tahun 2007-2008 dan menempuh pendidikan dasar di SDN 1 Landbaw pada tahun 2008-2014. Kemudian penulis melanjutkan jenjang pendidikannya di SMPN 1 Gisting pada tahun 2014-2017 dan Sekolah Menengah Atas di SMAN 1 Sumberejo pada tahun 2017-2020. Setelah itu penulis diterima sebagai mahasiswi Program Studi S1 Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN) pada tahun 2020.

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif di beberapa kegiatan di antaranya aktif dalam kepengurusan organisasi HIMATIKA FMIPA Unila sebagai Anggota Biro pada tahun 2021. Lalu menjabat sebagai Sekretaris Bidang Kaderisasi dan Kepemimpinan pada tahun 2022. Tergabung juga dalam Panitia Khusus PEMIRA FMIPA Unila pada tahun 2021-2022 sebagai Sekretaris Koordinator Kestari. Dan juga aktif dalam kepengurusan organisasi BEM U KBM Unila sebagai Menteri Ekonomi Kretaif pada tahaun 2023.

Selain itu penulis juga aktif mengikuti organisasi di luar kampus yaitu Organisasi Pergerakan Mahasiswa Islam Indonesia (PMII). Dengan kegiatan mengikuti seluruh pengkaderan yang ada di organisasi PMII tersebut. Lalu penulis menjabat menjadi Ketua Rayon atau Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (MIPA).

Kemudian pada Bulan Januari-Februari 2023 penulis melaksanakan Praktik Kerja Lapangan (PKL) di Dinas Sosial Provinsi Lampung yang berlokasi di Teluk Betung Bandar Lampung dengan posisi di Bidang Pemberdayaan Sosial. Selanjutnya pada bulan Juni-Agustus 2023 penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Talang Mulya, Kecamatan Teluk Pandan, Kabupaten Pesawaran, Provinsi Lampung.

KATA INSPIRASI

"Kun Fa Yakun."

"Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya."

(QS. Al-Baqarah: 286)

"Maka, sesungguhnya beserta kesulitan ada kemudahan.

Sesungguhnya beserta kesulitan ada kemudahan."

(QS. Al-Insyirah: 5-6)

"Jika A merupakan kesuksesan dalam hidup, maka A sama dengan x + y + z.
Dimana x adalah bekerja,y adalah bermain, dan z adalah tutup mulut."

(Albert Einstein)

"Suatu ide yang berguna lebih berharga daripada kekayaan."

(Sokrates)

"Pendidikan itu bisa change your life like how change my life."

(Xaviera Putri)

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirobbil'alamin,

Hari ke hari, minggu ke minggu, bulan ke bulan, akhirnya tibalah saat pekerjaan besar ini selesai. Entah berapa banyak kesedihan yang terluapkan, berapa emosi yang terbuang, dan berapa besar harapan yang tergenggam. Puji syukur kehadirat Allah SWT, sebuah karya yang penuh perjuangan telah terselesaikan.

Ku persembahkan karya ini untuk:

Kedua orang tua tercinta:

Mamah dan Ayah yang senantiasa selalu berada di samping membersamaiku dengan penuh kasih sayang, dukungan, dan doa yang tiada henti. Semoga dengan karya sederhana ini menjadi salah satu bukti dari rasa terima kasih yang tidak bisa digantikan oleh apapun.

Kepada saudara-saudara kandungku yang tersayang:

Lusiana, Tara Auliya, Irawati

Bapak Ibu Dosen Pembimbing dan Pembahas.

Terima kasih telah memberikan cinta dan kasih sayangnya.
Terima kasih telah memberikan doa, dukungan, serta semangatnya.
Terima kasih telah memberikan kesabarannya.

SANWACANA

Puji syukur atas kehadirat Allah Swt. berkat rahmat, nikmat, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Implementasi Model Vector Autoregressive Integrated Moving Average Pada Peramalan Data Pembukaan Dan Penutupan Saham Netflix".

Terselesaikannya skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, baik langsung maupun tidak. Oleh karena itu, pada kesempatan kali ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si. selaku Pembimbing I yang telah dengan sabar membimbing dan memotivasi penulis hingga skripsi ini dapat terselesaikan.
2. Ibu Dina Eka Nurzazly, S.Pd., M.Si. selaku Pembimbing II yang telah memberikan dukungan, arahan, dan masukan dalam penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku Pembahas atas kesediannya untuk menguji dan dengan sabar memberikan masukan, kritik, dan saran.
4. Bapak Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing akademik yang senantiasa memotivasi dan membimbing selama manjalani perkuliahan.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.
7. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A., IPM. selaku Rektor Universitas Lampung.

8. Seluruh Dosen, staf, dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
9. Kedua orang tua penulis dan keluarga yang penulis cintai, Bapak, Ibu, Mba Lusi, Mba Tara, Iral, Mbah, Pakde, Bude,dan saudara, terima kasih selalu menjadi bagi rumah penulis.
10. Sahabat penulis, (Rafi, Olak, Egi, Dheioke, Adi, Ferdi) yang senantiasa menjadi tempat pulang dalam perjalanan penulis hingga saat ini.
11. Sahabat seperjuangan (Arya, Abroor, Prisko, Aji, Andi, Apri) yang telah menemani dan membersamai suka dan duka pada masa perkuliahan.
12. Sahabat dan Senior saya (Bang Hamzah, Bang Ridho, Hana, Ferdi, Rika) yang mendukung dan menemani.
13. Teman-teman Pimpinan, Pengurus dan seluruh anggota Rayon dan Komisariat PMII Unila yang memberikan warna paling berharga selama kehidupan kuliah ini.
14. Teman-teman KKN Desa Talang Mulya yang senantiasa selalu menemani.
15. Teman-teman seperbimbingan yang telah bersedia untuk sama-sama berjuang.
16. Teman-teman Jurusan Matematika Angkatan 2020 beserta abang yunda serta adik-adik yang telah membersamai selama proses perkuliahan ini.
17. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna dan masih terdapat banyak kekurangan baik dalam penyajian maupun penulisan. Oleh karena itu, saran dan kritikan yang membangun senantiasa penulis harapkan demi menyempurnakan skripsi ini.

Bandar Lampung, 11 Oktober 2024
Penulis,

Wira Adiguna Sutawa
NPM. 2017031040

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Menurut Heizer dan Render (2009), peramalan adalah kombinasi antara seni dan ilmu yang digunakan untuk memprediksi peristiwa di masa depan. Proses ini melibatkan pemanfaatan data historis yang kemudian diekstrapolasi menggunakan model matematis tertentu. Selain itu, peramalan juga bisa didasarkan pada intuisi yang bersifat subjektif. Dalam penelitian, peramalan dapat dilakukan melalui analisis multivariat time series, salah satu model yang digunakan adalah Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA). Model ini merupakan pengembangan dari model Vector Autoregressive (VAR) dan Vector Moving Average (VMA) (Suharsono dan Susilaningrum, 2007). VARIMA menggambarkan hubungan antar pengamatan suatu variabel dengan nilai-nilai sebelumnya, serta bertindak layaknya model simultan karena melibatkan beberapa variabel dependen secara bersamaan (Wutsqa, 2010). Tujuan utama pemodelan ini adalah untuk meminimalkan kesalahan prediksi, sehingga diperlukan estimasi parameter yang optimal dalam pemodelan time series multivariat.

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Al-Nasser & Abdullah (2021), tentang *the estimators of Vector Autoregressive Moving Average model VARMA of lower order*: VARMA (0,1), ARMA (1,0), VARMA (1,1), VARMA (1,2), VARMA (2,1), VARMA (2,2) *with forecasting*, hasil yang diperoleh model terbaik menggunakan model VARMA (0,1) setelah dilakukan beberapa pengujian. Adapun penelitian lain yang dilakukan oleh Aulia, dkk (2021), tentang prediksi nilai ekstrem jumlah kasus harian positif Covid-19 di Provinsi Jawa Timur dengan model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA), hasil yang diperoleh pelanggaran nilai ekstrem menggunakan *Block* Maxima dengan model terbaik VARMA (5,1) dan hasil MAPE 0.15 memberikan *forecasting* yang cukup baik untuk pelanggaran nilai dengan nilai 0.2983, sehingga jika terjadi lonjakan maka 70.17% mencapai 573 kasus. Kemudian penelitian lain yang dilakukan oleh Jusmawati, dkk (2020), tentang penerapan model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* dalam peramalan laju inflasi dan suku bunga di Indonesia, hasil yang diperoleh adalah model VARIMA (0,2,2), dengan estimasi parameter menggunakan metode kemungkinan maksimum. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Rohman, dkk (2021), tentang prediksi penyebaran COVID-19 harian di Jawa Timur menggunakan *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA), hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah model VARMA (5,1) dengan perbandingan data 95:5 merupakan hasil peramalan terbaik dibandingkan dengan skenario 90:10 dan 80:20. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Suwanda (2022), mengenai pemodelan *Multivariate Time Series* dengan *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) dengan hasil dari model dapat diketahui bahwa nilai ekspor dipengaruhi oleh nilai impor.

Salah satu aspek yang penting dalam ekonomi adalah pergerakan saham, yang mencerminkan kinerja perusahaan dan kondisi ekonomi secara keseluruhan. Saham perusahaan teknologi, seperti Netflix, merupakan salah satu sektor yang signifikan dan berpengaruh ke berbagai sektor lainnya. Oleh karena itu, peramalan harga saham Netflix menjadi penting untuk investor, analis keuangan, dan pembuat kebijakan. Harga saham Netflix yang fluktuatif membutuhkan model yang akurat untuk memprediksi pergerakan harga di masa depan (Smith & Johnson, 2002).

Estimasi parameter model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) dilakukan dengan menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk mengidentifikasi keterkaitan dan keteraturan data historis harga saham Netflix. Setelah itu, nilai hasil statistik *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) digunakan untuk memilih model dengan performa terbaik, yaitu model dengan nilai AIC dan BIC terkecil, yang menunjukkan keseimbangan optimal antara kompleksitas model dan kecocokan data.

Berdasarkan uraian di atas, maka dilakukan peramalan untuk memperkirakan harga pembukaan dan penutupan saham Netflix di periode yang akan datang agar dapat menjadi evaluasi di masa sekarang. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem peramalan harga saham Netflix menggunakan metode *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) yang bertujuan untuk memberikan gambaran berupa harga saham untuk periode selanjutnya.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini di antaranya yaitu:

1. Menduga parameter model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) dengan menggunakan nilai AIC dan BIC pada model.
2. Menentukan model terbaik untuk meramalkan harga pembukaan dan penutupan saham Netflix dengan *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA).

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini diantaranya yaitu:

1. Dapat mengestimasi parameter model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) terbaik untuk pembukaan dan penutupan Saham Netflix.
2. Memperoleh peramalan harga pembukaan dan penutupan saham Netflix dengan model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA).
3. Menjadi bahan bacaan atau referensi bagi pembaca dan peneliti lainnya mengenai peramalan dengan model *Vector Autoregressive Intgrated Moving Average* (VARIMA).

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis *Time Series*

Menurut Boediono (2000), *time series* atau yang sering disebut juga deret waktu adalah kumpulan data yang diperoleh secara berkala dari waktu ke waktu untuk menunjukkan perkembangan atau tren suatu peristiwa. Analisis waktu adalah sekumpulan data observasi yang terjadi secara berurutan berdasarkan indeks waktu dengan interval yang tetap.. Analisis deret waktu merupakan suatu metode statistika yang digunakan untuk menganalisis pola dan perilaku data sepanjang waktu. Analisis deret waktu, dapat digunakan untuk membuat ramalan atau prediksi mengenai keadaan yang akan datang. Dalam analisis deret waktu, terdapat analisis yang hanya melibatkan satu variabel, disebut univariat, serta analisis yang melibatkan beberapa variabel, dikenal sebagai multivariat.

2.2 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan adalah kegiatan memperkirakan mengenai peristiwa yang akan terjadi di masa depan dengan menggunakan informasi yang tersedia pada saat itu. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi dan merencanakan kegiatan yang akan dilakukan di masa depan berdasarkan informasi saat itu (Zulhamidi dan Hardianto, 2017). Sumayang (2003), menyatakan bahwa peramalan adalah metode perhitungan yang bersifat objektif dengan memanfaatkan data historis untuk memprediksi sesuatu di masa depan, seperti kuantitas dan kualitas dalam berbagai aspek produksi maupun hal lainnya.

Metode dalam suatu *forecasting* atau peramalan dibagi menjadi dua metode yaitu kuantitatif serta kualitatif (Makridakis, dkk., 1999):

1. Peramalan kuantitatif

   Peramalan kuantitatif merupakan peramalan yang berdasar atas data kuantitatif masa lalu yang diperoleh dari pengamatan nilai-nilai sebelumnya.
2. Peramalan kualitatif

   Peramalan kualitatif merupakan peramalan yang berdasar atas data kualitatif masa lalu yang diperoleh dari pengamatan kejadian-kejadian di masa lalu dan digabungkan dengan pemikiran pengamatnya.

Peramalan bisa dibedakan menjadi 3 berdasarkan cara pendekatannya yaitu (Santoso, 2009):

1. Peramalan jangka pendek, di mana data yang digunakan jangka waktunya di mulai dari satu hari sampai 1 musim.
2. Peramalan jangka menengah, di mana data yang digunakan jangka waktunya di mulai dari satu musim sampai 2 tahun.
3. Peramalan jangka panjang, di mana data yang digunakan jangka waktunya lebih dari 2 tahun.

2.2.1 Ketepatan Peramalan

Dalam melakukan peramalan ketepatan model dapat dinilai melalui hasil perhitungan akurasi ramalannya. Salah satu indikator statistik yang digunakan untuk menilai akurasi peramalan tersebut adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berikut merupakan rumusan nilai MAPE (Makridakis, dkk, 1999):

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left| Z_i - \hat{Z}_i \right|}{n} \times 100\% \quad (2.1)$$

Keterangan:

Z_i : Nilai data sebenarnya ke-i

$\hat{Z}_i$: Nilai data hasil peramalan ke-i

n : Banyaknya data

2.3 Stasioneritas Data

Sebelum melakukan analisis, penting untuk memastikan terlebih dahulu apakah data runtut waktu yang digunakan sudah bersifat stasioner. Stasioneritas merupakan asumsi penting dalam analisis deret waktu. Suatu deret disebut stasioner apabila prosesnya tidak berubah seiring berjalannya waktu. Menurut Wei (2006), stasioneritas data terbagi menjadi dua jenis, yaitu stasioneritas dalam hal rata-rata dan stasioneritas dalam hal variansi.

2.3.1 Stasioneritas dalam Rata-Rata

Stasioneritas dalam rata-rata berarti bahwa fluktuasi data tetap berada pada sekitar nilai rata-rata yang konstan dan tidak bergantung terhadap waktu serta variansi. Kemudian tampilan grafik data, dapat diidentifikasi apakah data tersebut bersifat stasioner atau tidak. Tanda-tanda ketidakstasioneran dalam rata-rata melibatkan pola diagram yang menunjukkan adanya tren naik atau turun yang berlangsung secara perlahan. Menurut Wei (2006), plot ACF dapat digunakan untuk melihat hasil pengujian stasioneritas.

Pada saat data deret waktu tidak menngahasilkan rata-rata yang konstan, bisa dibuat deret baru menggunakan perlakuan *differencing* pada data. Proses *differencing* dapat dituliskan dalam persamaan sebagai berikut (Makridakis, dkk, 1999):

$$W_t = (1 - B)^d Z_t \tag{2.2}$$

Keterangan:

W_t : *Differencing* ke-t

B : Operator langkah mundur

d : Orde pada *differencing*, $d = 1,2, \ldots, n$

Z_t : Variabel Z untuk waktu ke-t, $t = 2,3, \ldots, n$

2.3.2 Stasioneritas dalam Variansi

Data deret waktu dikatakan stasioner dalam variansi jika fluktuasi data dari waktu ke waktu bersifat konstan dan tidak berubah. Secara visual, hal ini dapat dilihat melalui plot deret waktu dengan mengamati pola fluktuasi data dari waktu ke waktu. Menurut Wei (2006), proses untuk membuat data stasioner dalam variansi dapat dilakukan dengan menggunakan transformasi Box-Cox. Persamaan stasioner dalam varians dengan trasnformasi Box-Cox yaitu sebagai berikut:

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^{\lambda} - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \lim\limits_{\lambda \to 0} \frac{Z_t^{\lambda} - 1}{\lambda}, & \lambda = 0 \end{cases} \tag{2.3}$$

Keterangan:

Z_t : Nilai pada waktu t

t : Waktu

λ : Parameter transformasi

Untuk mengidentifikasi stasioneritas dalam varians, dapat diperiksa nilai parameter λ yang diperoleh dari suatu analisis. Jika nilai tersebut kurang dari 1, maka diperlukan transformasi data agar variansnya menjadi konstan.

2.4 *Autocorrelation Function* (ACF)

Menurut Firdaus (2004), korelasi menggambarkan hubungan antara dua atau lebih variabel yang berbeda, sedangkan autokorelasi menggambarkan hubungan antara variabel yang sama pada waktu yang berbeda. Persamaan autokorelasi digunakan untuk menentukan orde dalam model MA (Moving Average).

Menurut Makridakis dkk (1999), bahwa ketika deret waktu tidak bersifat stasioner, rata-rata dan variansnya mungkin tidak memberikan informasi yang bermanfaat. Meskipun demikian, nilai minimum dan maksimum tetap dapat berguna untuk keperluan membuat grafik atau sebagai indikator potensi adanya nilai-nilai *outlier*. Koefisien korelasi yang sederhana antara Y_t dengan Y_{t+1} bisa dilakukan dengan cara sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\rho_{Y_tY_{t+1}} &= \frac{cov_{Y_tY_{t+1}}}{\sqrt{var_{y_t}\sqrt{var_{y_{t+1}}}}} \\ &= \frac{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_t-\bar{Y}_t)(Y_{t+1}-\bar{Y}_{t+1})}{n-1}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\frac{(Y_t-\bar{Y}_t)^2}{n-1}}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\frac{(Y_{t+1}-\bar{Y}_{t+1})^2}{n-1}}} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_t-\bar{Y}_t)(Y_{t+1}-\bar{Y}_{t+1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_t-\bar{Y}_t)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_{t+1}-\bar{Y}_{t+1})^2}} \qquad (2.4)\end{aligned}$$

Data Y_t diasumsikan stasioner dari hasil nilai rata-rata maupun variansinya. Oleh karena itu, kedua hasil rata-rata $\bar{Y}_t$ dan $\bar{Y}_{t+1}$ dapat diasumsikan memiliki hasil nilai yang sama ($\bar{Y} = \bar{Y}_t = \bar{Y}_{t+1}$).

Data Y_t bisa mengukur kedua nilai variansi. Oleh karena itu, dari asumsi-asumsi persamaan (2.4) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\rho_{Y_tY_{t+1}} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t+1} - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_t - \bar{Y})^2}} \qquad (2.5)$$

Keterangan:

$\rho_{Y_tY_{t+1}}$: Koefisien autokorelasi

t : Waktu

Y_t : Nilai variabel untuk waktu ke- t

Y_{t+1} : Nilai variabel untuk waktu ke- t +1

$\bar{Y}$: Hasil rata-rata variabel

n : Banyak data

Proses stasioner (Y_t) dengan rata-rata $E(Y_t) = \mu$, variansi $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$ yang konstan dan kovariansi $Cov(Y_t, Y_{t+k})$ yang bisa digunakan hanya pada pembedaan waktu. Sehingga *autokovarians* pada Y_t dan Y_{t+k} sebagai berikut menurut (Wei, 2006):

$$\begin{aligned}
\gamma_k &= cov(Y_t, Y_{t+k}) \\
&= E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] \\
&= E[(Y_tY_{t+k} - Y_t\mu - \mu Y_{t+k} + \mu\mu)] \\
&= E[(Y_tY_{t+k} - Y_t\mu - Y_{t+k}\mu + \mu\mu)] \\
&= E[Y_tY_{t+k}] - E[Y_t\mu] - E[Y_{t+k}\mu] + E[\mu\mu] \\
&= E[Y_tY_{t+k}] - \mu E[Y_t] - \mu E[Y_{t+k}] + \mu\mu \\
&= E[Y_tY_{t+k}] - \mu\mu - \mu\mu + \mu\mu \\
&= E[Y_tY_{t+k}] - \mu\mu \qquad (2.6)
\end{aligned}$$

kemudian fungsi autokorelasi antara Y_t dan Y_{t+k} sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\rho_k &= \frac{cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{var(Y_t)}\sqrt{var(Y_{t+k})}} \\
&= \frac{\gamma_k}{\sqrt{\sigma^2}\sqrt{\sigma^2}}
\end{aligned}$$

$$= \frac{\gamma_k}{\sigma^2}$$

$$= \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \tag{2.7}$$

dengan $Var(Y_t) = Var(Y_{t+k}) = \sigma^2 = \gamma_0$

Keterangan:

γ_k : nilai kovarian γ pada *lag* k, $k = 1,2,3, \ldots$

ρ_k : nilai autokorelasi pada *lag* k

2.5 *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

Autokorelasi parsial adalah korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dengan cara menghilangkan hubungan linier pada variabel $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \ldots, Y_{t+k-1}$. Menurut Wei (2006), autokorelasi parsial antara Y_t dan Y_{t+k} diperoleh dari turunan model regresi linier sebagai berikut:

$$Y_{t+k} = \phi_{k1}Y_{t+k-1} + \phi_{k2}Y_{t+k-2} + \cdots + \phi_{kk}Y_t + e_{t+k} \tag{2.8}$$

dengan ϕ_{ki} yaitu parameter regresi dan e_{t+k} merupakan nilai *error* dengan rata-rata 0, dan tidak berkorelasi dengan Y_{t+k-j} untuk $j = 1,2, \ldots, k$, langkah pertama yang dilakukan yaitu mengalihkan persamaan (2.6) dengan Y_{t+k-j} untuk kedua ruas sebagai berikut:

$$Y_{t+k}Y_{t+k-j} = \phi_{k1}Y_{t+k-1}Y_{t+k-j} + \phi_{k2}Y_{t+k-2}Y_{t+k-j} + \cdots + \phi_{kk}Y_tY_{t+k-j} + e_{t+k}Y_{t+k-j} \tag{2.9}$$

Keterangan:

Y_{t+k} : Nilai variabel pada waktu $t + k$

Y_{t+k-j} : Nilai variabel pada waktu $t + k - j$

ϕ_{k1} : Parameter atau koefisien yang digunakan dalam hubungan antara Y_{t+k} dan Y_{t+k-j}

Y_{t+k-1} : Nilai variabel pada waktu $t + k - 1$

Selanjutnya nilai *ekspektasi* dari persamaan (2.9) adalah:

$$E[Y_{t+k}Y_{t+k-j}] = \phi_{k1}E[Y_{t+k-1}Y_{t+k-j}] + \phi_{k2}E[Y_{t+k-2}Y_{t+k-j}] + \cdots + \phi_{kk}E[Y_tY_{t+k-j}] + E[e_{t+k}Y_{t+k-j}] \tag{2.10}$$

dimisalkan nilai $E\left[Y_{t+k}Y_{t+k-j}\right] = \gamma_j$, $j = 0,1,2,\dots,k$ dan dibagi dengan $E[Y_{t+k}] = \gamma_0$ sehingga menjadi:

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \cdots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \qquad (2.11)$$

untuk $j = 1, 2, \dots, k$ dan diberikan $\rho_0 = 1$, diperoleh sistem persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_2 + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \cdots + \phi_{kk}\rho_0 \end{aligned} \qquad (2.12)$$

Memanfaatkan aturan Cramer (menggunakan determinan matriks), berturut-turut pada $k = 1, 2, \dots, n$ diperoleh:

a. *Lag* ke-1 $(k = 1)$ dihasilkan persamaan $\rho_1 = \phi_{11}\rho_0$, karena $\rho = \frac{\gamma_0}{\gamma_0} = 1$ sehingga $\rho_1 = \phi_{11}$ yang berarti bahwa nilai fungsi autokorelasi parsial pada *lag* pertama akan sama dengan koefisien *lag* pertama.

b. *Lag* ke-2 $(k = 2)$ dihasilkan sistem persamaan sebagi berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{11}\rho_0 + \phi_{22}\rho_1 \\ \rho_2 &= \phi_{11}\rho_1 + \phi_{22}\rho_0 \end{aligned} \qquad (2.13)$$

Bila ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{22} \end{bmatrix} \qquad (2.14)$$

Misal $\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{A_2} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{bmatrix}$, dengan menggunakan aturan Cramer diperoleh:

$$\phi_{22} = \frac{\det(\boldsymbol{A_2})}{\det(\boldsymbol{A})} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \qquad (2.15)$$

c. *Lag* ketiga $(k = 3)$ dan $j = 1,2,3$ diperoleh sistem persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{11}\rho_0 + \phi_{22}\rho_1 + \phi_{33}\rho_2 \\ \rho_2 &= \phi_{11}\rho_1 + \phi_{22}\rho_0 + \phi_{33}\rho_1 \\ \rho_3 &= \phi_{11}\rho_2 + \phi_{22}\rho_1 + \phi_{33}\rho_0 \end{aligned} \qquad (2.16)$$

Jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_2 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{22} \\ \phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \end{bmatrix} \tag{2.17}$$

Misal $\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_2 & 1 \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{A_3} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_2 & \rho_3 \end{bmatrix}$, dengan menggunakan aturan Cramer diperoleh:

$$\phi_{33} = \frac{\det(\boldsymbol{A_3})}{\det(\boldsymbol{A})} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_2 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_2 & 1 \end{vmatrix}} \tag{2.18}$$

d. *Lag* ke-k dan $j = 1,2,3, \ldots, k$ diperoleh sistem persamaan sebagai berikut:

$$\rho_1 = \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-1}$$
$$\rho_2 = \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_2 + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-2}$$
$$\vdots$$
$$\rho_k = \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-0} \tag{2.19}$$

Jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi:

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{22} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} \tag{2.20}$$

Dengan menggunakan aturan Cramer diperoleh

$$\boldsymbol{A_k} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_k \end{bmatrix} \tag{2.21}$$

Sehingga nilai fungsi autokorelasi parsial k adalah sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\det(\boldsymbol{A_k})}{\det(\boldsymbol{A})} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_k \end{vmatrix}} \tag{2.22}$$

Karena ϕ_{kk} merupakan fungsi atas k, maka ϕ_{kk} disebut fungsi autokorelasi parsial PACF. Dalam *time series*, persamaan PACF sangat penting untuk menentukan orde dalam model AR.

2.6 Identifikasi Model ARIMA

Model ARIMA sepenuhnya memusatkan perhatian pada variabel dependen tanpa melibatkan variabel independen dalam proses peramalan. ARIMA memanfaatkan nilai masa lalu dan saat ini dari variabel dependen untuk membuat peramalan jangka pendek yang akurat. Meskipun efektif untuk peramalan jangka pendek, model ini cenderung kurang akurat untuk peramalan jangka panjang. Tujuan ARIMA adalah mengidentifikasi hubungan statistik yang signifikan antara nilai historis variabel yang diramal, sehingga peramalan dapat dilakukan dengan presisi menggunakan model ini (Sugiarto dan Harijono, 2000).

Menurut Sugiarto dan Harijono (2000), notasi ARIMA, yang sering diekspresikan sebagai ARIMA (*p, d, q*), menggambarkan karakteristik kunci dari model tersebut. Pada notasi ini, *p* merujuk pada orde koefisien autokorelasi, *d* adalah jumlah diferensiasi yang diterapkan (hanya digunakan jika data bersifat non-stasioner), dan *q* menunjukkan orde dalam koefisien rata-rata bergerak (*moving average*).

2.7 Model *Time Series Univariate*

Analisis *univariat* deret waktu bisa dibagi menjadi beberapa bagian yaitu model AR, model MA, dan model ARMA (Wei, 2006).

1. Model *Autoregressive* (AR)

Menurut Brooks (2008), suatu model *autoregressive* adalah model di mana nilai variabel pada waktu sekarang hanya bergantung pada nilai-nilai variabel tersebut yang terjadi pada periode-periode sebelumnya, ditambah dengan nilai galat. Wei (2006), menyatakan model AR orde p dapat dinotasikan dengan AR(p) dan dapat dinotasikan berikut ini:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \tag{2.23}$$

Keterangan:

Z_t	: Nilai variabel pada waktu ke-t
$Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p}$	: Nilai dari *time series* pada waktu $t-1, t-2, \dots, t-p$
ϕ_i	: Koefisien regresi ke-i, $i = 1,2, \dots, p$
a_t	: Nilai *error* pada waktu ke-t
p	: Orde pada AR(p)

2. Model *Moving Average* (MA)

Wei (2006) model MA merupakan suatu proses yang muncul sebagai hasil regresi pada data, di mana nilai kesalahannya merupakan faktor utama. Model MA adalah proses stokastik yang terdiri dari model deret waktu statistik, di mana setiap data pada periode tertentu adalah hasil kombinasi linier pada *White Noise* dari periode-periode sebelumnya, dengan bobot-bobot tertentu. Model MA orde q atau MA(q) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \tag{2.24}$$

Keterangan:

Z_t	: Nilai variabel pada waktu ke-t
a_t	: *Error* periode ke-t
$a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$	: *Error* periode ke-$t-1, \dots, t-q$
θ_j	: Parameter koefisien MA ke-j, $q = 1,2, \dots, q$

3. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

ARMA adalah gabungan dari AR dan MA. Model AR dinotasikan dengan (p) dan model MA dinotasikan dengan (q) sehingga model ARMA dinotasikan dengan (p, q). Berikut persamaan umum model ARMA (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)Z_t = \theta_q(B)a_t \tag{2.25}$$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p$$

atau

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q$$

Jika diasumsikan bahwa rangkaian ini sebagai *autoregressive* dan sebagian *moving average*, diperoleh model deret waktu yang cukup umum. Berikut persamaan umum dari model ARMA.

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \tag{2.26}$$

Keterangan:

Z_t	: Nilai variabel pada waktu ke-t
$Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p}$	: Nilai dari *time series* pada waktu $t-1, t-2, \dots, t-p$
a_t	: *Error* periode ke-t
$a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$	: *Error* periode ke-$t-1, \dots, t-q$
ϕ_i	: Koefisien regresi ke-i, $i = 1,2, \dots, p$
θ_j	: Parameter koefisien MA ke-j, $q = 1,2, \dots, q$

2.8 Model *Time Series Multivariate*

Analisis multivariat deret waktu dibagi menjadi beberapa bagian yaitu model *Vector Autoregressive* (VAR), model *Vector Moving Average* (VMA), dan model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA) (Wei, 2006).

1. Model *Vector Autoregressive* (VAR)

Model VAR dikenalkan pertama kali oleh Sims (1980). VAR umumnya digunakan untuk menganalisis hubungan sistem variabel-variabel runtun waktu dan untuk menganalisis dampak dinamis dari faktor gangguan yang ada dalam sistem variabel tersebut. Secara umum model VAR(p) adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Z_t} = \boldsymbol{\Phi_i Z_{t-1}} + \cdots + \boldsymbol{\Phi_p Z_{t-p}} + \boldsymbol{a_t} \tag{2.27}$$

Keterangan:

$\boldsymbol{Z_t}$: $\boldsymbol{Z_t} = (\boldsymbol{Z_{1,t}}, \boldsymbol{Z_{2,t}}, \ldots, \boldsymbol{Z_{N,t}})^{\boldsymbol{T}}$ vektor $\boldsymbol{Z_t}$ berukuran $kx1$ yang berisi k variabel yang masuk dalam model VAR

$\boldsymbol{\Phi_i}$: Matriks parameter *autoregressive* berukuran $(kxk), i = 1,2, \ldots, p$

$\boldsymbol{a_t}$: $(\boldsymbol{a_{1,t}}, \boldsymbol{a_{2,t}}, \ldots, \boldsymbol{a_{k,t}})^T$ vektor *error berukuran* $kx1$

2. Model *Vector Moving Average* (VMA)

Menurut Wei (2006) persamaan VMA adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Z_t} = \boldsymbol{a_t} - \Theta_1 \boldsymbol{a_{t-1}} - \cdots - \Theta_q \boldsymbol{a_{t-q}} \tag{2.28}$$

Keterangan:

$\boldsymbol{Z_t}$: $\boldsymbol{Z_t} = (\boldsymbol{Z_{1,t}}, \boldsymbol{Z_{2,t}}, \ldots, \boldsymbol{Z_{N,t}})^{\boldsymbol{T}}$ vektor $\boldsymbol{Z_t}$ berukuran $kx1$

$\boldsymbol{\Theta_j}$: Matriks parameter *moving average* berukuran $(kxk), i = 1,2, \ldots, q$

$\boldsymbol{a_t}$: $(\boldsymbol{a_{1,t}}, \boldsymbol{a_{2,t}}, \ldots, \boldsymbol{a_{k,t}})^{\boldsymbol{T}}$ vektor *error* berukuran ($kx1$) yang diasumsikan sebagai multivariat normal dengan $E(\boldsymbol{\mu_t}) = 0$

3. Model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA)

Metode peramalan VARMA digunakan untuk meramalkan data multivariat dan model ini mempunyai syarat bahwa data tersebut harus bersifat stasioner (Lutkepohl, 2005). Metode VARMA merupakan gabungan dari metode VAR dengan metode VMA. Menurut (Wei, 2006) model VARMA secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\Phi_p(B) Z_t} = \boldsymbol{\Theta_q(B) a_t} \tag{2.29}$$

Jika diasumsikan bahwa rangkaian ini sebagian *vector autoregressive* dan sebagian *vector moving average*, di model deret waktu yang cukup umum, yaitu:

$$\boldsymbol{Z_t} = \boldsymbol{\Phi_i Z_{t-1}} + \cdots + \boldsymbol{\Phi_p Z_{t-p}} + \boldsymbol{a_t} - \Theta_1 \boldsymbol{a_{t-1}} - \cdots - \boldsymbol{\Theta_q a_{t-q}} \qquad (2.30)$$

Keterangan:

$\boldsymbol{Z_t}$: $\boldsymbol{Z_t} = (\boldsymbol{Z_{1,t}}, \boldsymbol{Z_{2,t}}, \dots, \boldsymbol{Z_{N,t}})^{\boldsymbol{T}}$ vektor $\boldsymbol{Z_t}$ berukuran $kx1$ yang berisi k variabel yang masuk dalam model

$\boldsymbol{a_t}$: $(\boldsymbol{a_{1,t}}, \boldsymbol{a_{2,t}}, \dots, \boldsymbol{a_{k,t}})^{\boldsymbol{T}}$ vektor *error berukuran* $kx1$

$\boldsymbol{\Phi_i}$: Matriks parameter *autoregressive* berukuran $(kxk), i = 1,2, \dots, p$

$\boldsymbol{\Theta_j}$: Matriks parameter *moving average* berukuran $(kxk), i = 1,2, \dots, q$

4. Model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA)

Model VARIMA merupakan model VARMA yang mengalami proses *differencing* (Rusyana et al., 2020). VARIMA terjadi ketika data yang diperoleh tidak stasioner sehingga diperlukan proses *differencing* agar data yang digunakan menjadi stasioner. Sebagai contoh, dalam deret waktu univariat suatu data tidak stasioner $\boldsymbol{Z_t}$ direduksi menjadi serangkaian stasioner *series* $(\mathbf{1} - \mathbf{B})^T\, \boldsymbol{Z_t}$ untuk d > 0, dapat ditulis pada persamaan 2.31 sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\boldsymbol{\Phi_p}(\boldsymbol{B})(\mathbf{1} - \boldsymbol{B})^{\boldsymbol{d}}\, \boldsymbol{Z_t} = \boldsymbol{\Theta_q}(\boldsymbol{B})\boldsymbol{a_t} \qquad (2.31)$$

Berdasarkan persamaan 2.31 $\boldsymbol{\Phi_p}$ adalah operator stasioner untuk *autoregressive* (AR) dan $\boldsymbol{\Theta_q}$ adalah operator stasioner untuk *moving average* (MA). Bentuk umum ini menunjukkan bahwa semua komponen adalah *difference* dari beberapa waktu. Agar lebih *flexible*, kita asusmsikan bahwa $\boldsymbol{Z_t}$ yang tidak stasioner, dapat direduksi dengan serangkaian vektor series yang merupakan operator *difference* $D(B)$ (Pertiwi dkk., 2021). Dengan demikian, model VARMA yang tidak stasioner untuk $\boldsymbol{Z_t}$ ditulis dalam persamaan (2.8) sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\boldsymbol{\Phi_p}(\boldsymbol{B})\boldsymbol{D}(\boldsymbol{B})^{\boldsymbol{d}}\, \boldsymbol{Z_t} = \boldsymbol{\Theta_q}(\boldsymbol{B})\boldsymbol{a_t} \qquad (2.31)$$

Keterangan:

$\boldsymbol{Z_t}$: $\boldsymbol{Z_t} = (\boldsymbol{Z_{1,t}}, \boldsymbol{Z_{2,t}}, \dots, \boldsymbol{Z_{N,t}})^{\boldsymbol{T}}$ vektor $\boldsymbol{Z_t}$ berukuran $kx1$ yang berisi k variabel yang masuk dalam model

$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{B})$: Operator *differencing*

$\boldsymbol{a_t}$: $(\boldsymbol{a_{1,t}}, \boldsymbol{a_{2,t}}, \dots, \boldsymbol{a_{k,t}})^{\boldsymbol{T}}$ vektor *error berukuran* $kx1$

$\boldsymbol{\Phi_i}$: Matriks parameter *autoregressive* berukuran $(kxk), i = 1,2, \dots, p$

$\boldsymbol{\Theta_j}$: Matriks parameter *moving average* berukuran $(kxk), i = 1,2, \dots, q$

2.9 Uji Kausalitas Granger

Uji kausalitas granger yaitu metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan kausalitas antar variabel yang diamati. Metode ini membantu menentukan apakah suatu variabel memiliki hubungan saling mempunyai pengaruh, hanya memiliki hubungan satu arah, atau bahkan tidak memiliki hubungan sama sekali dengan variabel lainnya (Shcochrul, 2011). Menurut Lutkepohl (2005), jika variabel X memiliki pengaruh terhadap variabel z, hal tersebut berarti variabel pertama membantu dalam meningkatkan kemampuan untuk meramal atau memprediksi variabel terakhir.

Dalam melakukan pengujian terhadap hipotesis digunakan uji F dengan hipotesis sebagai berikut (Gujarati dan Porter, 2012):

H_0 : Variabel satu tidak berpengaruh terhadap variabel lain

H_1 : Variabel satu berpengaruh terhadap variabel lain

Kriteria pengambilan keputusan yaitu tolak H_0 jika $p\_value < \alpha$. Sehingga, variabel satu berpengaruh terhadap variabel lain.

Statistik uji F untuk pengujian kausalitas Granger sebagai berikut:

$$F_{hitung} = \frac{\left(\frac{RSS_R - RSS_{UR}}{p}\right)}{\frac{RRS_{UR}}{n-b}} \tag{2.31}$$

dengan,

$$RSS_R = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y}_l)^2$$

$$RSS_{UR} = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \overline{y_l UR})^2$$

Keterangan:

RSS_R : Jumlah residual kuadrat *restricted*

RSS_{UR} : Jumlah residual kuadrat *unrestricted*

p : Banyak *lag*

n : Banyak data pengamatan

b : Banyak parameter yang diestimasi pada mode

2.10 Penentuan *Lag* VARIMA

Lag dilakukan untuk menentukan Panjang *lag* optimal yang akan digunakan dalam analisis selanjutnya. *Lag* juga berperan dalam menentukan estimasi parameter model VARIMA. Penentuan lag pada model VARIMA dapat dilakukan dengan menggunakan kriteria informasi seperti AIC dan SBC. Pemilihan model didasarkan pada nilai terendah dari AIC dan SBC (Shochrul, 2011).

Menurut Shochrul (2011), statistik AIC dan SBC untuk menguji *lag* VARIMA sebagai berikut

$$AIC_{p+q} = ln\left|\hat{\Sigma}_{p+q}\right| + \frac{2m^2(p+q)}{n}$$

$$SBC_{p+q} = ln\left|\hat{\Sigma}_{p+q}\right| + \frac{m^2(p+q)\ln n}{n} \tag{2.32}$$

Keterangan:

$\hat{\Sigma}_{p+q}$	: Estimasi dari matriks VARIMA
p	: Orde AR
q	: Orde MA
$2m^2(p+q)$	: Jumlah parameter dari AR dan MA
n	: Jumlah data

2.11 Uji Asumsi Residual

Uji asumsi klasik atau uji asumsi residual merupakan salah satu syarat yang harus dipenuhi pada analisis regresi linier. Apabila syarat-syarat terpenuhi maka estimasi parameternya tidak bias sehingga hasil dari pemodelannya dapat dipertanggungjawabkan. Selanjutnya akan dijelaskan beberapa uji didalam uji Residual.

2.11.1 Uji Asumsi *White Noise*

Model dianggap sebagai *white noise* ketika residualnya memenuhi asumsi homogenitas variansi dan independensi, atau dengan kata lain ketika sisa dari model tersebut identik secara statistik. Lutkepohl (2005), menyatakan bahwa pengujian yang bisa digunakan adalah *portmenteau*, dengan hipotesis sebagai berikut:
H_0 : Tidak ada korelasi dari residual (memenuhi asumsi *white noise*)
H_1 : Ada korelasi dari residual (tidak memenuhi asumsi *white noise*)
Kriteria pengambilan keputusan yaitu terima H_0 jika $p\_value > \alpha$. Sehingga, tidak ada korelasi dari residual atau memenuhi asumsi *white noise*.

Statistik uji dari uji asumsi *white noise* sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Q_h} = n\sum_{j=1}^{n} \boldsymbol{tr}(\widehat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{j}}'\widehat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{0}}^{-\boldsymbol{1}}\,\widehat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{j}}\widehat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{0}}^{-\boldsymbol{1}}) \tag{2.36}$$

Keterangan:

$\widehat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{j}}$: Matriks penduga *autokovarians*

$\widehat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{0}}$: Matriks $\widehat{\boldsymbol{C}}_{\boldsymbol{j}}$ ketika $j = 0$

n : Banyaknya sampel

h : Banyaknya *lag*

2.11.2 Uji Asumsi Distribusi Normal Multivariat

Dalam analisis deret waktu, seringkali diasumsikan bahwa data mengikuti distribusi normal. Untuk menguji normalitas data, dapat dilakukan menggunakan metode grafis atau melalui pendekatan statistika inferensial dengan uji hipotesis. Secara visual, uji asumsi residual normal multivariat dapat dilihat dari grafik Q-Q *plot* residual dan secara formal dapat digunakan uji koefisien Q-Q *plot*. Pada grafik Q-Q *plot* terdapat garis normal dan titik-titik (*error*). Semakin dekat jarak antara garis normal dengan titk-titik, maka mempunyai arti bahwa residual berdistribusi normal (Rosadi, 2012).

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester genap tahun akademik 2023/2024 bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga pembukaan dan penutupan saham Netflix yang diperoleh dari halaman *Yahoo Finance*. Data yang digunakan merupakan data pada selama 10 tahun yaitu dari tahun 2014-2023. Berikut link untuk data harga pembukaan dan penutupan saham Netflix yang digunakan : https://finance.yahoo.com/quote/NFLX/

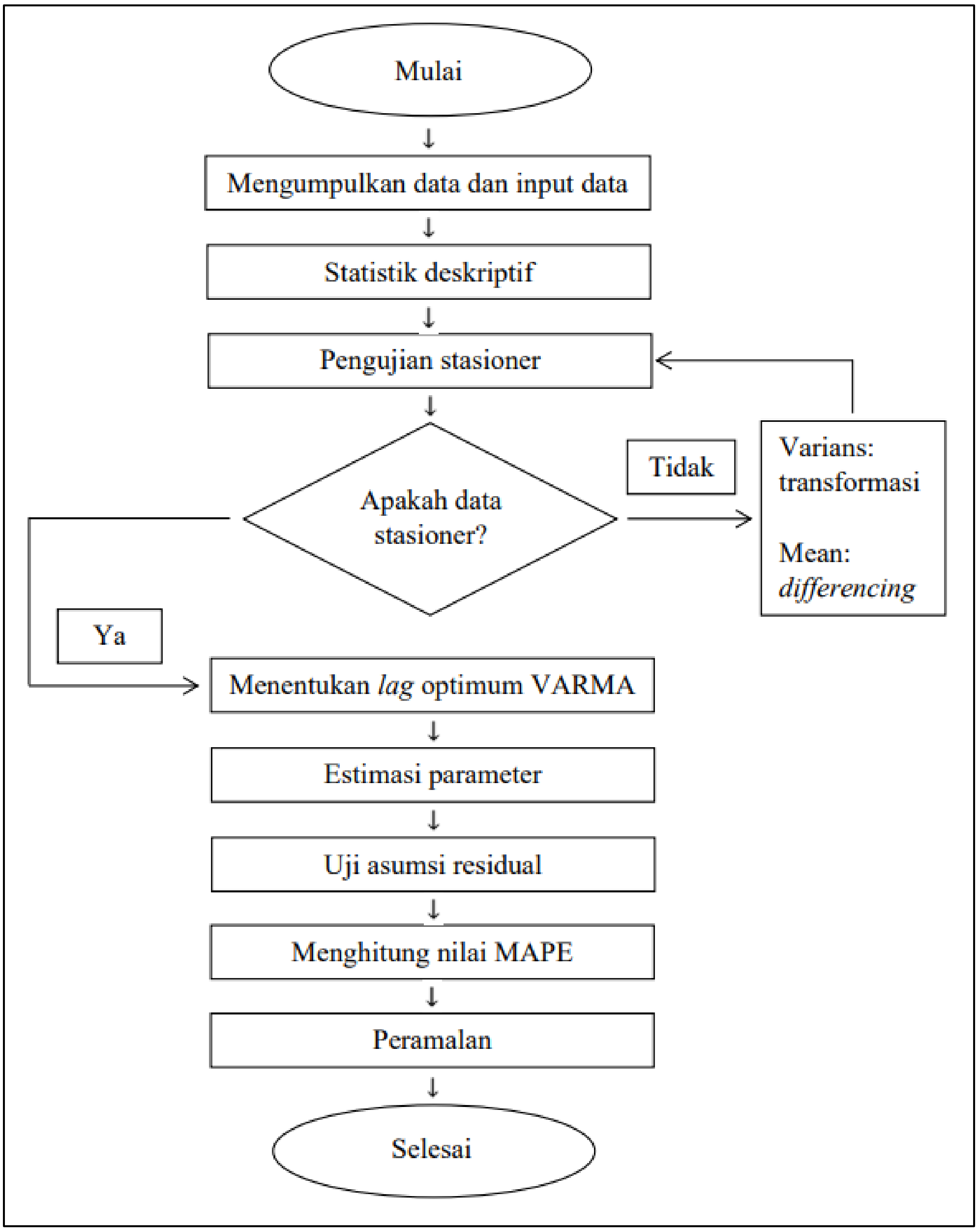
3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui studi literatur yang sistematis, di mana informasi dikumpulkan sebanyak mungkin dari berbagai buku dan media untuk mendukung penulisan penelitian ini. Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan bantuan *machine learning*.

Adapun tahapan analisis yang akan dilakukan dalam menganalisis studi kasus ini adalah sebagai berikut:

1. Identifikasi data untuk mengetahui statistik deskriptif dari masing-masing data.
2. Uji stasioneritas data untuk memastikan apakah data tersebut layak digunakan dalam peramalan, dengan menggunakan plot Box-Cox dan uji ADF.
3. Uji kausalitas granger untuk memeriksa apakah terdapat hubungan sebab-akibat antara variabel-variabel yang diamati.
4. Menentukan *lag* optimum untuk menentukan orde model dugaan dengan *plot* ACF dan PACF dan nilai AIC.
5. Mengetahui estimasi parameter model VARIMA untuk mengetahui apakah model sudah cukup baik untuk digunakan dalam prediksi dan peramalan.
6. Menentukan model VARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC dan BIC terkecil.
7. Pengujian asumsi residual pada model yang didapatkan, asumsi residual data yang harus dipenuhi adalah *white noise* dan berdistribusi normal multivariat.
8. Menghitung nilai MAPE.
9. Melakukan peramalan periode selanjutnya dengan model VARIMA.

Berikut merupakan alur peneltian yang ditampilkan dalam bentuk *flow-chart.*



Gambar 1. *Flow Chart* Analisis Data

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian sebelumnya, parameter model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) telah diduga dengan menggunakan *kriteria informasi Akaike* (AIC) dan *kriteria informasi Bayesian* (BIC). Dengan memanfaatkan nilai AIC dan BIC, model terbaik untuk meramalkan harga pembukaan dan penutupan saham Netflix yang terbaik yaitu model VARIMA (1, 1, 1). Hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan model VARIMA(1, 1, 1) yang optimal, berdasarkan kriteria informasi tersebut, dapat memberikan peramalan yang akurat dan andal untuk pergerakan harga saham Netflix, baik untuk harga pembukaan maupun penutupan, sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan investasi.

5.2 Saran

Penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menganalisis model VARIMA menggunakan metode dan data yang berbeda. Untuk penelitian mendatang, disarankan untuk menganalisis model VARIMA dan membandingkannya dengan metode lain.

DAFTAR PUSTAKA

Al- Nasser, A. H. and Abdullah. L. T. 2021. The Estimators of Vector Autoregressive Moving Average Model VARMA of Lower Order: VARMA (0,1), ARMA (1,0), VARMA (1,1), VARMA (1,2), VARMA (2,1), VARMA (2,2) with Forecasting. *Conference Series, Iraqi Academics Syndicate International Conference for Pure and Applied Sciences (IICPS)*. Volume **1818,** Hal. 1-20.

Aulia, T., Rohmawati, A. A., Indwiarti. 2021. Prediksi Nilai Ekstrem Kasus Harian Positif Covid-19 di Provinsi Jawa Timur dengan Model Vector Autoregressive Moving Average (VARMA). *eProceedings of Enginering*. Vol. 8(5), Hal. 11137-11149.

Boediono, B. 2000. *Perpajakan Indonesia*. Diadit Media, Jakarta.

Brooks, C. 2008. *Introductory: Econometrics for Finance*. 2th edition. Cambridge University Press, New York.

Firdaus, M. 2004. *Ekonometrika Suatu Pendekatan Aplikatif*. Bumi Aksara, Jakarta.

Gujarati, N., dan Porter, D. 2012. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. 5th edition. S Empat, Jakarta.

Heizer, Jay dan Render, B. 2009. *Manajemen Operasi Buku 1 Edisi 9*. Jakarta: Salemba Empat.

Jusmawati, J., Hadijati, M., Fitriyani, N. 2020. Penerapan Model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* dalam Peramalan Laju Inflasi dan Suku Bunga di Indonesia. *Eigen Mathematics Journal*. Vol. **3(2),** Hal 74-82.

Lutkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Spinger, Berlin.

Makridakis, S., Wheelwright, S., C., dan McGee, V., E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1*. 2th edition. Erlangga, Jakarta.

Pertiwi, A., Dewi, L.F., Toharudin, T., dan Ruchjana, B.N. 2021. Penerapan Model Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA) Untuk Prakiraan Indeks Harga Saham Gabungan dan Kurs Rupiah Terhadap USD. *Pattimura proceding: Conference odf Science and Technology*. Vol **4**(3), Hal 431-442.

Rohman, Z. A., Rohmawati, A. A., dan Indwiarti. 2021. Prediksi Penyebaran COVID-19 Harian di Jawa Timur Menggunakan Model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA). *e-Proceeding of Engineering*. Universitas Telkom, Bandung. Vol. 8(5), Hal 1-14.

Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviws*. Andi Offset, Yogyakarta.

Rusyana, A., Tatsara, N., Balqis, R., & Rahmi, S. 2020. Aplication of Clostering and VARIMA for Rainfall Prediction. *IOP Conference Series*: *Materials Science and Enginering.* Vol **2**(2), Hal 780 – 796.

Santoso. S. 2009. *Bussines Forecasting Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS.* PT Elex Media Komputindo, Jakarta.

Shcochrul, D. 2011. *Cara Menguasai Eviews*. Selemba Empat, Jakarta.

Sims , C. A. 1980. *Macroecronomics and Reality, Econometrica*, Economic Society.

Smith, J. & Johson, M. (2002). Forecasting Netflix Stock Price. *Internasional Journal Of Finansial Studies*, 10(3), 123-145.

Sugiarto, dan Harijono. 2000. *Peramalan Bisnis*. Gramedia Pustaka, Jakarta.

Sumayang, L. 2003. *Dasar-Dasar Manajemen Produksi dan Operai.* Salemba Empat, Jakarta.

Suharsono and Susilaningrum. 2007. Use Vector Autoregressive Model to Analyzed the Stock Market Behavior in Indonesia. *Journal of Basic and Apllied Scientific Research*, ISSN 2090-4304.

Suwanda, A.A.Z.N. 2022. Pemodelan Multivariate Time Series dengan *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA). *Jurnal Riset Statistika.* Vol **2**, Hal 93-102.

Wei, W., W. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. 2th edition. Pearson Education, Bonston.

Wutsqa, D., U. 2010. Generallized Space-Time Autoregressive Modeling. *Proccedings of the 6th IMT-GT Conference on Mathematics, Statistic and ist Applications* (ICMSA 2010). Kuala Lumpur, Malaysia. Vol **5**, Hal 752-61.

Zulhamidi, dan Hardianto, R. 2017. Peramalan Penjualan Teh Hijau Dengan Metode ARIMA (Studi Kasus Pada PT.MK). *Jurnal Penelitian dan Aplikasi Sistem dan Tekhnik Industri*. **11**(3): 231-244.