

**PENERAPAN MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE* (VAR) DAN
VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM) PADA PERAMALAN
LAJU INFLASI, KURS, DAN BI RATE DI INDONESIA**

(Skripsi)

Oleh

FAUZIAH AGISTA



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

ABSTRACT

APPLICATION OF VECTOR AUTOREGRESSIVE (VAR) AND VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM) ON FORECASTING INFLATION RATE, EXCHANGE RATE, AND BI RATE IN INDONESIA

By

FAUZIAH AGISTA

Vector Autoregressive (VAR) is a multivariate time series model that requires the data to be stationary at the level. If the data used is not stationary at the level or more and has a long-term relationship or cointegration, then a more appropriate model to use is the Vector Error Correction Model (VECM). In this study, the VAR and VECM models were applied to forecast data on inflation rates, exchange rates, and BI rates in Indonesia. From the analysis conducted, it was found that the VAR(2) model is suitable for analyzing the relationship between inflation rate, exchange rate, and BI rate in Indonesia. However, the cointegration test shows a significant cointegration relationship, so the more appropriate model to use is VECM(2) with a cointegration rank of 3. Based on the analysis results, the RMSE value of 0.26 and the MAPE value of 0.0210% are obtained, indicating that the VECM(2) model has excellent predictive ability and can be used to forecast future values.

Keywords: VAR, VECM, Forecasting, Cointegration

ABSTRAK

PENERAPAN MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE* (VAR) DAN *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM) PADA PERAMALAN LAJU INFLASI, KURS, DAN BI RATE DI INDONESIA

Oleh

FAUZIAH AGISTA

Vector Autoregressive (VAR) adalah model deret waktu multivariat yang mempunyai syarat bahwa data yang digunakan harus bersifat stasioner pada tingkat level. Apabila data yang digunakan tidak stasioner pada tingkat level atau lebih dan memiliki hubungan jangka panjang atau kointegrasi, maka model yang lebih sesuai untuk digunakan adalah *Vector Error Correction Model* (VECM). Pada penelitian ini model VAR dan VECM diterapkan untuk meramalkan data laju inflasi, kurs, dan BI *rate* di Indonesia. Dari analisis yang dilakukan, ditemukan bahwa model VAR(2) cocok untuk menganalisis hubungan antara laju inflasi, kurs, dan BI *rate* di Indonesia. Akan tetapi, uji kointegrasi menunjukkan adanya hubungan kointegrasi yang signifikan, sehingga model yang lebih tepat untuk digunakan adalah VECM(2) dengan *rank* kointegrasi sebesar 3. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh nilai RMSE sebesar 0,26 dan nilai MAPE sebesar 0,0210% yang menunjukkan bahwa model VECM(2) memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik dan dapat digunakan untuk meramalkan nilai-nilai di masa yang akan datang.

Kata Kunci: VAR, VECM, Peramalan, Kointegrasi

**PENERAPAN MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE (VAR)* DAN
VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM) PADA PERAMALAN
LAJU INFLASI, KURS, DAN BI RATE DI INDONESIA**

Oleh

**FAUZIAH AGISTA
2017031024**

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**

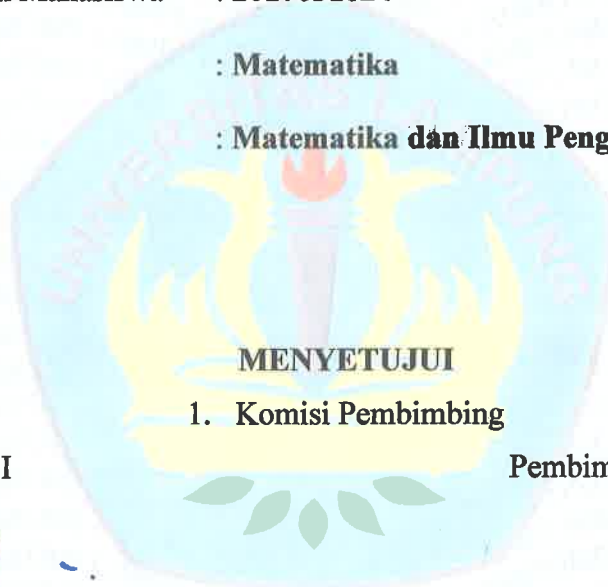
Judul Skripsi : **PENERAPAN MODEL *VECTOR* AUTOREGRESSIVE (VAR) DAN *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM) PADA PERAMALAN LAJU INFLASI, KURS, DAN BI RATE DI INDONESIA**

Nama Mahasiswa : **Fauziah Agista**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2017031024**

Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



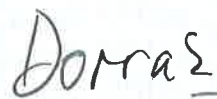
1. **Komisi Pembimbing**

Pembimbing I



Dr. Khoirin Nisa, S.Si. M.Si.
NIP. 197407262000032001

Pembimbing II



Dra. Dorrah Aziz, M.Si.
NIP. 196101281988112001

2. **Ketua Jurusan Matematika**



Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 19740316200501100

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



Sekretaris : **Dra. Dorrah Aziz, M.Si.**



Penguji
Bukan Pembimbing : **Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **29 Agustus 2024**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Fauziah Agista
Nomor Pokok Mahasiswa : 2017031024
Jurusan : Matematika
Judul Skripsi : **PENERAPAN MODEL *VECTOR*
AUTOREGRESSIVE (VAR) DAN *VECTOR*
ERROR CORRECTION MODEL (VECM)
PADA PERAMALAN LAJU INFLASI, KURS,
DAN BI RATE DI INDONESIA**

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, 29 Agustus 2024
Penulis,



Fauziah Agista
NPM. 2017031024

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Metro pada tanggal 24 Agustus 2002. Penulis adalah anak pertama dari dua bersaudara, dari pasangan Bapak Udin Bahusin dan Ibu Eva Yuri.

Penulis menyelesaikan pendidikan taman kanak-kanak (TK) di TK Kartika II Metro pada tahun 2008. Kemudian menempuh pendidikan dasar di SDS Pertiwi Teladan pada tahun 2008-2014, Sekolah Menengah Pertama (SMP) Negeri 4 Metro pada tahun 2014-2017, dan Sekolah Menengah Atas (SMA) Negeri 1 Metro pada tahun 2017-2020.

Pada tahun 2020 penulis diterima sebagai mahasiswi Program Studi S1 Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN).

Kemudian pada Bulan Januari-Februari 2023 penulis melaksanakan Praktik Kerja Lapangan (PKL) di Kantor Pelayanan Perbendaharaan Negara (KPPN) Bandar Lampung. Selanjutnya pada bulan Juni-Agustus 2023, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Sri Way Langsep, Kecamatan Kalirejo, Kabupaten Lampung Tengah, Provinsi Lampung.

KATA INSPIRASI

“Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan, sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan.”

(Q.S Al-Insyirah : 5-6)

“Allah berfirman: Janganlah kamu berdua khawatir, sesungguhnya Aku bersama kamu berdua, Aku mendengar dan melihat.”

(Q.S. Thaha : 46)

“Apabila sesuatu yang kau senangi tidak terjadi maka senangilah apa yang terjadi”

(Ali bin Abi Thalib)

“It always seems impossible, until it's done”

(Nelson Mandela)

“When things get tough, stop for a moment and look back, see how far you have come. Don't forget how precious it is. You are the most beautiful flower, more than anyone else in the world”

(Kim Taehyung)

PERSEMBAHAN

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT. yang telah melimpahkan berkah, rahmat serta hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik. Dengan penuh rasa hormat dan kasih, skripsi ini saya persembahkan kepada:

Alm Abi Udin Bahusin dan Almh Mama Eva Yuri

Terimakasih telah memberikan cinta, dukungan, dan inspirasi sepanjang hidup saya. Meski kini kalian telah tiada, setiap langkah yang saya ambil dan setiap pencapaian yang saya raih adalah buah dari doa dan pengorbanan kalian. Semoga Allah SWT memberikan tempat yang terbaik di sisi-Nya untuk kalian berdua. Kehadiran dan kasih sayang kalian akan selalu hidup dalam hati dan kenangan saya.

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terima kasih kepada dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, saran, dan dukungan yang tak ternilai selama proses penulisan skripsi ini, serta dosen pembahas yang telah memberikan masukan dan kritik konstruktif yang membantu menyempurnakan skripsi ini.

Seluruh Keluarga dan Teman-Teman

Terima kasih kepada keluarga tercinta dan teman-teman yang selalu memberikan semangat, bantuan, dan kebersamaan dalam setiap langkah sepanjang perjalanan akademis ini.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung

SANWACANA

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Tuhan Yang Maha Esa karena atas berkah, limpahan rahmat, dan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul “**Penerapan Model *Vector Autoregressive (VAR)* dan *Vector Error Correction Model (VECM)* Pada Peramalan Laju Inflasi, Kurs, dan BI Rate di Indonesia**”.

Dalam menyelesaikan skripsi ini, tentu tak lepas dari dukungan, bimbingan, serta arahan dari berbagai pihak yang telah turut membantu. Untuk itu, penulis ucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Khoirin Nisa S.Si. M.Si. selaku Dosen Pembimbing I yang senantiasa memberikan arahan, masukan, serta dukungan selama proses penyusunan skripsi ini sehingga dapat terselesaikan dengan baik.
2. Ibu Dra. Dorrah Aziz, M.Si., selaku Pembimbing II yang telah memberikan waktu, masukan konstruktif, dan dorongan selama proses penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D. selaku Pembahas yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun selama proses seminar dan siding skripsi kepada penulis demi meningkatkan kualitas skripsi ini.
4. Ibu Dr. Fitriani, S.Si., M.Sc. selaku Dosen Pembimbing Akademik atas arahan dan bimbingan selama proses 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. Alm Abi Udin Bahusin, Almh Mama Eva Yuri, Adikku Sachfila Qatrunada, serta keluarga besar yang selalu memberikan cinta, dukungan, semangat, dan inspirasi tanpa henti.
10. Nurul Hidayah Itsnaini, Prisca Amanda Risty, dan Sephira Resnanda selaku teman seperjuangan yang selalu mendukung penulis selama masa perkuliahan. Terima kasih atas dukungan, kebersamaan, dan kebahagiaan yang kalian berikan selama ini. Kehadiran kalian selalu menjadi sumber semangat dan inspirasi. Tanpa kalian, perjalanan ini tidak akan seberarti ini.
11. Teman-teman seperbimbingan dan seluruh pihak terkait yang telah mendukung dan membantu selama proses penyusunan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, serta terdapat banyak kekurangan baik dalam penyajian maupun teknik penulisan. Oleh karena itu, saran dan kritikan yang membangun senantiasa penulis harapkan demi penyempurnaan skripsi ini.

Bandar Lampung, 29 Agustus 2024
Penulis,

Fauziah Agista
NPM. 2017031024

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2 Tujuan Penelitian	3
1.3 Manfaat Penelitian	3
II. TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Peramalan (<i>Forecasting</i>).....	4
2.2 Analisis Deret Waktu (<i>Time Series Analysis</i>).....	4
2.3 <i>Vector Autoregressive</i> (VAR).....	5
2.4 Uji Stasioneritas	6
2.5 Panjang Lag Optimum	7
2.6 Uji Stabilitas Model VAR.....	8
2.7 Uji Kausalitas Granger.....	9
2.8 Uji Diagnostik Model.....	10
2.9 Uji Kointegrasi.....	11
2.10 <i>Vector Error Correction Model</i> (VECM).....	13
2.11 Estimasi parameter dengan <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)..	14
2.12 <i>Impulse Response Function</i> (IRF).....	15
2.13 <i>Variance Decomposition</i> (VD)	16
2.14 Evaluasi Model	17
2.14.1 <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE).....	17
2.14.2 <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE)	17
III. METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	19
3.2 Data Penelitian	19
3.3 Metode Penelitian	19

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	21
4.1 Analisis Deskriptif Data	21
4.2 Uji Stasioneritas	24
4.3 Penentuan <i>Lag</i> Optimal.....	25
4.4 Estimasi Parameter Model VAR.....	26
4.5 Uji Stabilitas Model	28
4.6 Uji Kausalitas Granger	30
4.7 Uji Diagnostik Model.....	31
4.8 Uji Kointegrasi	32
4.9 Estimasi Parameter Model VECM.....	33
4.10 Analisis <i>Impulse Response Function</i> (IRF)	36
4.11 Analisis <i>Variance Decomposition</i> (VD)	41
4.12 Prediksi Data dan Evaluasi Model	43
4.13 Hasil Peramalan	47
V. KESIMPULAN	49
DAFTAR PUSTAKA	50
LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Kriteria Nilai MAPE	18
2. Statistik Deskriptif Data Laju Inflasi, Kurs, dan BI <i>Rate</i> di Indonesia Periode September 2012 hingga Agustus 2023	21
3. Hasil Uji <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF) pada tingkat level.....	24
4. Hasil Uji <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF) pada <i>First Difference</i>	25
5. Kriteria Penentuan Panjang <i>Lag</i> Optimal.....	26
6. Estimasi Parameter Model VAR(2)	27
7. Hasil Uji Stabilitas Model VAR.....	29
8. Hasil Uji Kausalitas Granger.....	30
9. Hasil Uji Portmanteau	32
10. Hasil Uji Kointegrasi Johansen	33
11. Estimasi Parameter Jangka Panjang (β)	34
12. Estimasi Koefisien <i>Adjustment</i> (α).....	34
13. Estimasi Parameter (Π).....	34
14. Estimasi Koefisien AR pada <i>lag</i> terdiferensiasi ($\Gamma_i \Delta \mathbf{y}_{t-i}$).....	35
15. Hasil <i>Variance Decomposition</i> dari Inflasi	41
16. Hasil <i>Variance Decomposition</i> dari Kurs.....	42
17. Hasil <i>Variance Decomposition</i> dari BI <i>Rate</i>	43
18. Data Prediksi dari Model VECM(2)	44
19. Data Aktual dan Data Prediksi dari Model VECM(2)	45
20. Hasil Peramalan Laju Inflasi, Kurs, dan BI <i>Rate</i> di Indonesia	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. <i>Time Series Plot</i> Inflasi	22
2. <i>Time Series Plot</i> Kurs Rupiah	23
3. <i>Time Series Plot</i> BI Rate	23
4. Plot Stabilitas Model VAR.....	29
5. Grafik IRF Inflasi terhadap Kurs	37
6. Grafik IRF Kurs terhadap Inflasi	37
7. Grafik IRF Inflasi terhadap BI Rate	38
8. Grafik IRF BI Rate terhadap Inflasi	39
9. Grafik IRF Kurs terhadap BI Rate	39
10. Grafik IRF BI Rate terhadap Kurs	40
11. Grafik Data Aktual dan Prediksi Inflasi	45
12. Grafik Data Aktual dan Prediksi Kurs	46
13. Grafik Data Aktual dan Prediksi BI Rate	46
14. Grafik Perbandingan Data Aktual, Prediksi, dan Peramalan Inflasi	48
15. Grafik Perbandingan Data Aktual, Prediksi, dan Peramalan Kurs	48
16. Grafik Perbandingan Data Aktual, Prediksi, dan Peramalan BI Rate	48

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang dan Masalah

Peramalan (*forecasting*) adalah suatu proses penting dalam analisis data yang digunakan untuk memprediksi nilai masa depan berdasarkan data historis. Peramalan memiliki banyak aplikasi di berbagai bidang, seperti ekonomi, bisnis, meteorologi, ilmu sosial, dan ilmu eksakta. Salah satu metode dan teknik peramalan yang umum digunakan adalah *Time Series Analysis*. Secara sederhana, tujuan dari analisis deret waktu (*time series analysis*) adalah untuk mengidentifikasi komponen faktor yang memiliki potensi untuk memengaruhi nilai-nilai dalam deret data, yang dapat digunakan untuk peramalan jangka pendek maupun jangka panjang (Hansun, 2012).

Analisis deret waktu dapat dibagi menjadi dua kategori tergantung pada jumlah variabel yang diamati, yaitu analisis deret waktu univariat dan analisis deret waktu multivariat. Analisis deret waktu univariat memfokuskan pada satu variabel tunggal, sedangkan analisis deret waktu multivariat melibatkan lebih dari satu variabel dalam observasinya (Wei, 2006). Salah satu metode yang digunakan dalam analisis deret waktu multivariat adalah *Vector Autoregressive (VAR)*. Namun di dalam model VAR mempunyai syarat bahwa data yang digunakan harus bersifat stasioner ditingkat level atau setelah *differencing*. Apabila data yang digunakan tidak stasioner pada tingkat level atau lebih dan menunjukkan adanya kointegrasi atau hubungan jangka panjang, maka model yang lebih sesuai digunakan adalah *Vector Error Correction Model (VECM)*.

Indonesia sebagai salah satu negara berkembang memiliki dinamika ekonomi yang sangat kompleks dan dipengaruhi oleh sejumlah faktor, termasuk laju inflasi, kurs mata uang, dan tingkat suku bunga Bank Indonesia (*BI Rate*). Ketiganya merupakan indikator penting yang mencerminkan stabilitas ekonomi dan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengambilan keputusan di berbagai bidang. Laju inflasi, sebagai indikator kenaikan harga barang dan jasa, memainkan peran penting dalam menjaga daya beli masyarakat dan stabilitas ekonomi secara keseluruhan. Kurs mata uang dan *BI Rate*, di sisi lain, memengaruhi daya saing ekspor, investasi, dan arus modal. Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam tentang hubungan antar variabel tersebut menjadi penting untuk meramalkan dan mengelola risiko ekonomi di Indonesia.

Penerapan dari model VAR dan VECM sebelumnya telah dilakukan pada prediksi indeks harga saham di ASEAN dengan membandingkan model VAR dan VECM, diperoleh model VAR memberikan hasil terbaik (Suharsono, *et al.*, 2017).

Penelitian terkait tentang pengaruh kurs dolar AS, inflasi, dan tingkat suku bunga terhadap IHSG dengan menggunakan model VECM, diperoleh model VECM(2) memberikan hasil yang sangat baik untuk peramalan (Wikayanti, *et al.*, 2020).

Selain itu, penelitian lain juga dilakukan pada prediksi stok saham Standard Poor's, di mana model VECM(2) dengan tiga vektor kointegrasi menghasilkan MAPE sebesar 28,192% (Mendes, *et al.*, 2020). Penelitian lain yang relevan mencakup penelitian oleh Pertiwi dan Achmad (2021), Destriansyah dan Sirodj (2022), Oktavia dan Fajar (2022), serta Sitepu dan rekannya (2023).

Berdasarkan uraian di atas, penulis akan membahas lebih lanjut mengenai penerapan model VAR dan VECM pada peramalan Laju Inflasi, Kurs, dan *BI Rate* di Indonesia. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan untuk pengambilan kebijakan yang lebih cerdas, strategi investasi yang lebih baik, dan manajemen risiko yang lebih efektif.

1.2. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penulisan penelitian ini antara lain:

1. Mengidentifikasi model *Vector Autoregressive* dan *Vector Error Correction Model* pada data Laju Inflasi, Kurs, dan *BI Rate* di Indonesia.
2. Melakukan peramalan dengan menggunakan model *Vector Autoregressive* dan *Vector Error Correction Model* pada data Laju Inflasi, Kurs, dan *BI Rate* di Indonesia.

1.3. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang dapat diambil dari penulisan penelitian ini antara lain:

1. Menambah wawasan dan pengetahuan bagi penulis dan pembaca dalam mengaplikasikan ilmu matematika dan statistika, terutama tentang penerapan model *Vector Autoregressive* dan *Vector Error Correction Model*.
2. Memperoleh model *Vector Autoregressive* dan *Vector Error Correction Model* serta hasil prediksi pada data Laju Inflasi, Kurs, dan *BI Rate* di Indonesia.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan (*forecasting*) adalah suatu pendekatan untuk mengestimasi secara kuantitatif tentang kejadian yang akan terjadi dalam beberapa periode mendatang. Estimasi ini bergantung pada data historis yang memiliki hubungan dan relevansi dengan peristiwa yang telah terjadi di masa lalu (Ahmad, 2020). Tahapan *forecasting* kuantitatif dapat dibagi menjadi dua kriteria (Montgomery, *et al.*, 2015). Pertama, pendekatan deret waktu (*time series*) adalah langkah peramalan yang menghasilkan hasil peramalan yang akurat sebagai suatu kesatuan yang tidak memerlukan langkah tambahan untuk ditemukan. Kedua, teknik eksplanatori kausal adalah metode yang mengasumsikan bahwa hasil peramalannya memiliki hubungan sebab-akibat dengan menggunakan *input* sistem. Peramalan memiliki banyak aplikasi di berbagai bidang, seperti ekonomi, bisnis, meteorologi, ilmu sosial, dan ilmu eksakta. Beberapa metode dan teknik peramalan yang umum digunakan adalah *Time Series Analysis*, Regresi, dan Metode *Machine Learning*.

2.2 Analisis Deret Waktu (*Time Series Analysis*)

Analisis deret waktu (*time series analysis*) melibatkan dekonstruksi data lampau menjadi komponen-komponen, lalu memproyeksikan hasilnya ke masa depan untuk peramalan (Render, *et al.*, 2003). Secara sederhana, tujuan dari analisis deret waktu adalah untuk mengidentifikasi komponen faktor yang memiliki potensi untuk

mempengaruhi nilai-nilai dalam deret data, yang dapat digunakan untuk peramalan jangka pendek maupun jangka panjang (Hansun, 2012).

Analisis deret waktu dapat dibagi menjadi dua kategori tergantung pada jumlah variabel yang diamati, yaitu analisis deret waktu univariat dan analisis deret waktu multivariat. Analisis deret waktu univariat memfokuskan pada satu variabel tunggal, sedangkan analisis deret waktu multivariat melibatkan lebih dari satu variabel dalam observasinya (Wei, 2006).

2.3 *Vector Autoregressive (VAR)*

Vector Autoregressive (VAR) pertama kali diperkenalkan oleh Sims (Sims, 1980). VAR adalah model statistik yang digunakan dalam analisis deret waktu multivariat. VAR merupakan pengembangan dari *Autoregressive (AR)* yang memiliki jumlah variabel lebih dari satu. VAR adalah sebuah sistem persamaan dinamis di mana estimasi periode waktunya disesuaikan berdasarkan perubahan variabel-variabel yang terlibat dalam sistem pada periode sebelumnya (Rusyana, *et al.*, 2020). Model VAR digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel-variabel, namun variabel yang digunakan dalam VAR haruslah stasioner. Jika variabel yang digunakan tidak stasioner dapat menimbulkan masalah, masalah ini disebut *spurious relationship* (Ali & Mingque, 2018). Bentuk umum persamaan model VAR(p) adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

dengan

Y_t = vektor deret waktu stasioner berukuran $n \times 1$

α = vektor konstanta berukuran $n \times 1$

ϕ_i = matriks parameter *autoregressive* berukuran $n \times n$ untuk setiap $i = 1, 2, \dots, p$

ε_t = vektor eror berukuran $n \times 1$

p = panjang *lag*

2.4 Uji Stasioneritas

Data stasioner merujuk pada data yang cenderung mendekati nilai rata-ratanya dengan fluktuasi yang terjadi di sekitar nilai tersebut. Penggunaan data yang tidak stasioner dalam analisis dapat menghasilkan regresi yang palsu (*spurious regression*) (Gujarati, 2003). Ketika regresi yang palsu diinterpretasikan, maka hasil analisisnya akan menjadi tidak valid.

Pengujian stasioneritas data dapat dilakukan menggunakan uji akar unit, dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) sebagai salah satu metode akar unit yang dapat digunakan. Konsep pengujian ini melibatkan evaluasi apakah suatu deret waktu adalah proses *random walk* atau tidak, di mana proses *random walk* adalah jenis proses stokastik yang bersifat non-stasioner (Dickey & Fuller, 1979). Persamaan akar unit yang dimulai dari proses stokastik non-stasioner adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t, \quad -1 \leq \rho \leq 1 \quad (2.2)$$

dengan u_t merujuk pada galat yang bersifat *white noise*. Apabila persamaan (2.2) dimodifikasi, akan menghasilkan persamaan berikut ini:

$$\begin{aligned} Y_t - Y_{t-1} &= \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + u_t \\ &= (\rho - 1)Y_{t-1} + u_t \end{aligned}$$

dan bisa dirumuskan sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \beta Y_{t-1} + u_t, \quad \text{di mana } \beta = (\rho - 1) \quad (2.3)$$

Uji stasioneritas dengan uji ADF, dilakukan dengan hipotesis:

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

$$H_1: \beta \neq 0 \quad (\text{data stasioner})$$

Berikut statistik hitung uji ADF:

$$\tau = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \quad (2.4)$$

Jika statistik ADF *Test* (τ) memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai kritis pada tabel MacKinnon, di mana $db = n - k$, dengan n adalah jumlah observasi dan k adalah jumlah parameter yang digunakan, maka H_0 tidak ditolak, ini menunjukkan bahwa deret waktu tidak bersifat stasioner. Sebaliknya, apabila nilai dari ADF *Test* lebih besar daripada nilai kritis pada tabel MacKinnon, maka H_0 ditolak, ini menunjukkan bahwa deret waktu bersifat stasioner. Secara umum, ketika suatu dataset memerlukan differensiasi samapai ke d agar menjadi stasioner, maka tingkat differensiasi ini dinyatakan sebagai $I(d)$ (Rahayu, *et al.*, 2021).

2.5 Panjang Lag Optimum

Penentuan panjang *lag* bertujuan untuk mengatasi permasalahan autokorelasi.

Panjang *lag* didasarkan pada kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) (Gujarati, 2003). Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai AIC adalah sebagai berikut:

$$AIC = -\frac{2l}{n} + \frac{2k}{n} \quad (2.5)$$

Di mana l adalah fungsi *log likelihood* yang diperoleh melalui cara berikut:

$$l = -\frac{n}{2} \left(1 + \ln(2\pi) + \ln\left(\frac{SSE}{N}\right) \right) \quad (2.6)$$

Keterangan:

SSE = Jumlah kuadrat error

k = Jumlah variabel independen

n = Jumlah observasi

Kriteria yang digunakan dalam pemilihan nilai AIC adalah bahwa semakin rendah nilai AIC, maka kualitas model yang dihasilkan dari *lag* yang dipilih menjadi semakin baik (Gujarati, 2003).

2.6 Uji Stabilitas Model VAR

Christopher Sims pertama kali memperkenalkan konsep uji stabilitas model VAR dalam analisis deret waktu. Menurut Sims (1980), ketika mengasumsikan bahwa estimasi model VAR stabil pada suatu periode waktu, hal ini tidak selalu berlaku untuk periode selanjutnya jika terdapat perubahan dalam kebijakan ekonomi, peristiwa ekonomi yang signifikan, atau faktor-faktor lain yang dapat memengaruhi hubungan antar variabel tersebut. Oleh karena itu, Sims mengusulkan untuk melakukan uji stabilitas model VAR secara sistematis, yang bertujuan untuk memastikan bahwa hasil analisis tetap valid dan relevan dalam jangka waktu yang lebih panjang.

Pengujian stabilitas model VAR melibatkan pemeriksaan apakah semua nilai *eigen* dari matriks koefisien AR dalam model VAR berada dalam satu unit *circle*. Apabila semua nilai *eigen* berada dalam satu unit *circle*, maka model VAR dianggap stabil. Menurut Lutkepohl (2005), persamaan untuk model VAR(p) adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

Apabila proses dimulai ketika $t = 1$, maka akan diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y_1 &= \alpha + \phi_1 Y_0 + \varepsilon_1 \\ Y_2 &= \alpha + \phi_1 Y_1 + \varepsilon_2 \\ &= \alpha + \phi_1 (\alpha + \phi_1 Y_0 + \varepsilon_1) + \varepsilon_2 \\ &= (I_m + \phi_1) \alpha + \phi_1^2 Y_0 + \phi_1 \varepsilon_1 + \varepsilon_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \vdots \\ Y_t &= (I_m + \phi_1 + \dots + \phi_1^{t-1})\alpha + \phi_1^t Y_0 + \sum_{i=0}^{t-1} \phi_1^i \varepsilon_{t-i} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Persamaan (2.8) menggambarkan model VAR(1). Jika semua nilai *eigen* dari matriks ϕ yang berukuran $m \times m$ memiliki nilai modulus kurang dari 1, maka persamaan (2.7) Y_t dikatakan stabil apabila:

$$\det(I_m - \phi_z) \neq 0 \text{ untuk modulus } (z), |z| \leq 1 \quad (2.9)$$

Dengan I_m sebagai matriks identitas berukuran $(m \times m)$ dan ϕ_z sebagai matriks koefisien berukuran $(m \times m)$ yang menyatakan nilai parameter z .

2.7 Uji Kausalitas Granger

Uji kausalitas Granger digunakan untuk melihat hubungan antar variabel dengan merujuk pada data deret waktu ketika mengestimasi model. Uji kausalitas Granger dapat dilakukan dengan menggunakan uji F. Uji kausalitas Granger memungkinkan untuk memberikan hasil sebagai berikut:

1. Tidak terdapat hubungan kausalitas di antara dua variabel atau lebih.
2. Terdapat hubungan kausalitas searah dari variabel Y_i ke variabel Y_j .
3. Terdapat hubungan kausalitas searah dari variabel Y_j ke variabel Y_i .
4. Terdapat hubungan kausalitas dua arah, yaitu variabel Y_i ke variabel Y_j dan variabel Y_j ke variabel Y_i .

Berdasarkan uji F, langkah untuk menguji kausalitas Granger adalah sebagai berikut:

1) Hipotesis

- $H_0 : \sum_{i=1}^p \phi_i = 0$ (tidak terdapat hubungan kausalitas)
- $H_1 : \sum_{i=1}^p \phi_i \neq 0$ (terdapat hubungan kausalitas)

2) Statistik uji

$$F = \frac{(RSS_R - RSS_{UR})/p}{RSS_{UR}/(n - k)} \quad (2.10)$$

$$RSS_R = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.11)$$

$$RSS_{UR} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{iUR})^2 \quad (2.12)$$

dengan

RSS_R = jumlah kuadrat residual dari model univariat AR

RSS_{UR} = jumlah kuadrat residual dari model VAR

p = jumlah *lag*

n = jumlah data observasi

k = jumlah parameter dalam model

3) Kriteria uji

H_0 ditolak jika nilai $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau nilai probabilitas $< \alpha$ (Granger, 1969).

2.8 Uji Diagnostik Model

Salah satu asumsi dalam analisis deret waktu adalah memeriksa apakah residual bersifat *white noise*, yang artinya tidak terdapat korelasi antar residual, memiliki nilai rata-rata nol, dan varian yang tetap (Panjaitan, *et al.*, 2018). Uji asumsi residual *white noise* dapat dilakukan melalui uji Portmanteau. Statistik uji ini pertama kali diusulkan oleh Box dan Pierce pada tahun 1970 dan kemudian dimodifikasi oleh Ljung dan Box pada tahun 1978 (Wei, 2006). Langkah-langkah ujinya adalah sebagai berikut:

1) Hipotesis

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k$ (residual *white noise*)

H_1 : Minimal ada satu nilai $\rho_k \neq 0$; $k = 1, 2, \dots, k$ (residual tidak *white noise*)

2) Statistik uji

$$Q = n(n + 2) \sum_{i=1}^k (n - k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.13)$$

dengan n adalah banyaknya data, k adalah banyaknya *lag* yang diuji, dan $\hat{\rho}_k$ adalah estimasi autokorelasi residual periode ke- k .

3) Kriteria uji

H_0 ditolak jika $Q > \chi^2_{(\alpha; k-p)}$ atau $p - value < \alpha$

2.9 Uji Kointegrasi

Kointegrasi erat kaitannya dengan upaya menentukan hubungan jangka panjang atau keseimbangan jangka panjang antara variabel-variabel dalam data deret waktu. Saat data deret waktu menunjukkan kointegrasi, itu menandakan adanya hubungan jangka panjang di antara variabel-variabel tersebut (Engle & Granger, 1987). Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menguji kointegrasi dalam data deret waktu adalah uji kointegrasi Johansen. Uji kointegrasi Johansen biasanya diterapkan pada variabel yang menunjukkan kointegrasi pada orde nol dan orde satu, yakni $I(0)$ dan $I(1)$. Secara umum, model VAR(p) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Persamaan kointegrasi juga dapat ditulis sebagai berikut:

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.14)$$

Persamaan (2.14) mencakup informasi mengenai penyesuaian jangka panjang dan jangka pendek terhadap perubahan y_t . Rank matriks Π , biasanya disimbolkan

dengan r , menentukan jumlah kombinasi linear \mathbf{y}_t yang memiliki sifat stasioner. Jika $0 < r < n$, ini menunjukkan adanya r vektor terkointegrasi atau r kombinasi linear yang bersifat stasioner dari \mathbf{y}_t . Oleh karena itu, dalam kasus ini Π dapat diuraikan menjadi bentuk $\Pi = \alpha\beta'$. Di mana α dan β masing-masing merupakan matriks berukuran $n < r$, dengan α menggambarkan laju penyesuaian terhadap ketidakseimbangan dalam jangka pendek, sedangkan β adalah matriks yang berisi koefisien jangka panjang dan termasuk vektor kointegrasi.

Pengujian kointegrasi dapat diidentifikasi dengan membandingkan dua statistik uji, yaitu uji *trace statistic* dan uji *maximum eigenvalue*.

1. Uji *Trace Statistic*

$$Tr(r) = -T \sum_{i=r+1}^k \log(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (2.15)$$

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : terdapat paling banyak r *eigen value* positif

H_1 : terdapat lebih dari r *eigen value* positif

2. Uji *Maximum Eigenvalue*

$$\lambda_{max}(r, r + 1) = -T \log(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (2.16)$$

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : terdapat r *eigen value* positif

H_1 : terdapat $r+1$ *eigen value* positif

Keterangan:

$\hat{\lambda}_i$: estimasi dari *eigen value*

T : jumlah observasi

k : jumlah variabel endogen

Pengujian kointegrasi ini dimulai ketika $r = 0, 1, \dots, k$, dan H_0 dapat ditolak apabila hasil uji *trace statistic* atau uji *maximum eigenvalue* memiliki nilai yang

lebih rendah dibandingkan dengan nilai kritis $\alpha = 5\%$ (Kirchgassner & Wolters, 2007). Apabila terdapat kointegrasi, maka model VAR akan diubah atau dimodifikasi menjadi model VECM (Brooks, 2008).

2.10 Vector Error Correction Model (VECM)

VECM adalah turunan dari model VAR yang dikembangkan untuk menganalisis data deret waktu yang tidak stasioner pada tingkat satu atau lebih dan menunjukkan adanya kointegrasi atau hubungan jangka panjang. Ketika menggunakan metode VAR untuk mengestimasi parameter dengan menggunakan data yang tidak stasioner pada tingkat level, maka model yang dihasilkan akan mengalami bias, yang disebut sebagai *Spurious Model*. Oleh karena itu, pendekatan yang lebih sesuai untuk penelitian ketika data tidak stasioner pada tingkat level dan terdapat kointegrasi adalah dengan menggunakan VECM (Enders, 1995). Menurut Lutkepohl (2005), model VECM(p) dengan p adalah *lag* variabel endogen yang memiliki *rank* kointegrasi $r \leq k$ memiliki bentuk umum sebagai berikut:

$$\Delta \mathbf{y}_t = \Pi \mathbf{y}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta \mathbf{y}_{t-i} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (2.17)$$

Keterangan:

Δ = operator *differencing*, dengan $\Delta \mathbf{y}_t = \mathbf{y}_t - \mathbf{y}_{t-1}$

\mathbf{y}_{t-1} = vektor variabel endogen dengan *lag* ke-1

Π = matriks koefisien dari kointegrasi, dengan $\Pi = \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{\beta}'$, $\boldsymbol{\alpha}$ = vektor *adjustment* (parameter jangka pendek) dan $\boldsymbol{\beta}$ = vektor kointegrasi (parameter jangka panjang)

Γ_i = koefisien matriks variabel endogen ke-i

$\boldsymbol{\varepsilon}_t$ = vektor residual

2.11 Estimasi Parameter dengan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)

Salah satu metode untuk melakukan estimasi parameter populasi yang tidak diketahui adalah melalui pendekatan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Bain & Engelhardt, 1992). Prosedur MLE memeriksa apakah perkiraan maksimum yang tidak diketahui dari fungsi *likelihood* dari suatu sampel telah memaksimumkan nilai dari fungsi *likelihood* itu sendiri. Pendugaan parameter model dengan menggunakan MLE, dengan asumsi eror u_t adalah iid Normal ($u_t \sim N(0, \Sigma)$). Fungsi kepekatan peluang dari u_t sebagai berikut:

$$f(u_t, \Sigma) = \frac{1}{2\pi^{l/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} u_t^T \Sigma^{-1} u_t \right] \quad (2.18)$$

Jika memiliki serangkaian data sejumlah M dan menggunakan panjang *lag* hingga *lag* ke- p , maka fungsi normal *likelihood*nya dapat diungkapkan sebagai berikut:

$$L(u_t, \Sigma) = \prod_{t=p+1}^M f(u_t, \Sigma) = \prod_{t=p+1}^M \frac{1}{2\pi^{l/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} u_t^T \Sigma^{-1} u_t \right] \quad (2.19)$$

$$L(u_t, \Sigma) = (2\pi)^{-(M-p)l/2} |\Sigma|^{-(M-p)/2} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{t=p+1}^M u_t^T \Sigma^{-1} u_t \right] \quad (2.20)$$

Apabila nilai π sama dengan $M - p$, maka persamaan (2.20) dapat dimodifikasi menjadi:

$$L(u_t, \Sigma) = (2\pi)^{-\pi l/2} |\Sigma|^{-\pi/2} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{t=p+1}^M u_t^T \Sigma^{-1} u_t \right] \quad (2.21)$$

Suatu langkah untuk membuat lebih sederhana dalam merumuskan hipotesis tentang suatu parameter adalah dengan mentransformasikan fungsi di atas ke dalam bentuk logaritma natural, menjadi fungsi \ln *likelihood*. Fungsi \ln *likelihood* adalah sebagai berikut:

$$\ln L(u_t, \Sigma) = -\frac{\pi l}{2} \ln(2\pi) - \frac{\pi}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{t=p+1}^M u_t^T \Sigma^{-1} u_t \quad (2.22)$$

dengan

$$u_t = \Delta y_t - A^T y_{t-1}(\beta)$$

Estimasi matriks koefisien A dan Σ diperoleh melalui proses turunan dari persamaan (2.23). Proses turunan ini dilakukan dengan menyamakan secara parsial parameter yang diestimasi dengan nol, sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{t=p+1}^M (\Delta y_t - A^T y_{t-1}(\beta)) (\Delta y_t - A^T y_{t-1}(\beta))^T \quad (2.23)$$

$$\hat{A} = (\sum_{t=p+1}^M (y_{t-1}(\beta))(y_{t-1}(\beta)))^{-1} (\sum_{t=p+1}^M (y_{t-1}(\beta)) (\Delta y_t)^T) \quad (2.24)$$

dengan β adalah koefisien dari vektor y_{t-1}

2.12 Impulse Response Function (IRF)

Impulse Response Function (IRF) menggambarkan sejauh mana dampak dari guncangan (*shock*) dalam satu variabel terhadap variabel lainnya selama periode waktu tertentu, yang memungkinkan untuk melihat berapa lama pengaruh dari guncangan tersebut akan berlangsung atau kapan variabel tersebut akan kembali ke titik keseimbangan. Faizin (2021) menjelaskan bahwa analisis IRF digunakan untuk mengukur perubahan dalam persentase, arah perubahan baik peningkatan atau penurunan, dan durasi dari efek guncangan (*shock*) berdampak pada variabel dependen. Matriks persamaan IRF memiliki bentuk sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Y_{1t} \\ \vdots \\ Y_{jt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{Y}_1 \\ \vdots \\ \bar{Y}_j \end{bmatrix} + \sum_{n=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \phi_{11}(n) & \dots & \phi_{1j}(n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{i1}(n) & \dots & \phi_{ij}(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{Y_{1,t-n}} \\ \vdots \\ e_{Y_{j,t-n}} \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, I$ dan $j = 1, 2, \dots, J$. Di mana I dan J adalah jumlah variabel yang digunakan dalam penelitian.

Keterangan:

$\phi_{IJ}(n)$ = Efek dari *structural shock* pada Y_j dengan *lag- n* (n adalah jumlah *lag*)

$\phi_{IJ}(0)$ = *Impact multipliers*

$\sum \phi_{IJ}(n)$ pada saat $n = \infty$ adalah *long run multiplier* (hubungan kointegrasi)

2.13 Variance Decomposition (VD)

Variance Decomposition (VD), yang juga dikenal sebagai *Forecast Error Variance Decomposition* (FEVD) adalah alat yang digunakan dalam model VECM untuk mengukur sejauh mana suatu variabel memiliki kapasitas untuk menjelaskan varians eror variabel lain atau bahkan dirinya sendiri. Dengan menganalisis hasil VD dapat diukur perkiraan varians eror suatu variabel, yaitu seberapa besar perbedaan yang terjadi sebelum dan setelah terjadi *shock*, baik yang berasal dari variabel lain atau variabel itu sendiri (Rahayu, 2021). *Shock* merujuk pada guncangan yang terjadi dalam setiap periode dan disebabkan oleh perubahan proporsi dari variabel lain (Sinay, 2014).

VD pada *shock j* yang dipengaruhi oleh variabel i dengan sejumlah *lag n* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$VD = \frac{\sum_{k=0}^n \phi_{ij}(k)^2}{\sum_{k=0}^n \sum_{j=1}^h \phi_{ij}(k)^2} \quad (2.26)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, I$ dan $j = 1, 2, \dots, J$, di mana I dan J adalah jumlah variabel yang digunakan dalam penelitian, serta $\phi_{ij}(k)$ adalah efek dari *structural shock* pada *lag-k*, untuk $k = 1, 2, \dots, n$.

2.14 Evaluasi Model

Evaluasi model digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana hasil prediksi yang diberikan model cocok dengan data aktualnya. Dua metrik umum yang digunakan dalam evaluasi model adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2.14.1 *Root Mean Square Error* (RMSE)

RMSE mengukur seberapa baik model memperkirakan variabilitas sebenarnya dalam data. Persamaan yang digunakan untuk menghitung RMSE dalam sampel data adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (2.27)$$

Keterangan:

y_i = nilai data aktual pada periode ke- i

\hat{y}_i = nilai hasil prediksi oleh model pada period ke- i

n = jumlah observasi

Ketika nilai RMSE semakin rendah, hasil prediksi juga akan semakin baik, dan ini menunjukkan bahwa performa model yang digunakan lebih baik.

2.14.2 *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

MAPE adalah metrik yang digunakan untuk menilai keakuratan suatu peramalan, yang dinyatakan sebagai persentase rata-rata dari selisih absolut antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi (Wei, 2006). MAPE mengukur persentase rata-rata

kesalahan model dan memberikan pemahaman yang lebih intuitif tentang seberapa baik model dapat memprediksi variabel targetnya. Nilai MAPE dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (2.28)$$

Keterangan:

y_i = nilai data aktual pada periode ke-i

\hat{y}_i = nilai hasil prediksi oleh model pada period ke-i

n = jumlah observasi

Semakin rendah nilai MAPE maka akurasi peramalan semakin tinggi, sebaliknya semakin tinggi nilai MAPE maka kesalahan dalam peramalan juga semakin besar. Sebuah metode peramalan dianggap sangat efektif jika nilai MAPE yang diperoleh kurang dari 10% dan dianggap efektif jika MAPE berada dalam kisaran 10% hingga 20%. Berikut disajikan tabel kriteria nilai MAPE:

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Akurasi Peramalan
10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup Baik
> 50%	Buruk

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester ganjil tahun ajaran 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 sekunder yang diperoleh dari situs resmi Bank Indonesia (www.bi.go.id), yaitu data Laju Inflasi, Kurs, dan BI *Rate* di Indonesia. Data yang digunakan adalah sebanyak 132 data bulanan yang diambil dari periode September 2012 hingga Agustus 2023.

3.3 Metode Penelitian

Langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Analisis deskriptif data laju inflasi, kurs, dan BI *Rate* di Indonesia yang telah diperoleh dari periode September 2012 hingga Agustus 2023.

2. Melakukan uji stasioneritas data menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller*. Kemudian, lakukan proses *differencing* data jika data yang diperoleh terbukti tidak stasioner.
3. Menentukan panjang *lag* optimal berdasarkan nilai AIC yang paling minimum yang telah diperoleh.
4. Melakukan estimasi Model VAR berdasarkan *lag* yang telah dipilih.
5. Melakukan uji stabilitas model VAR. Jika semua nilai akar karakteristik memiliki nilai modulus kurang dari satu, maka model VAR dapat dikatakan stabil.
6. Melakukan uji kausalitas Granger. Jika nilai $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau nilai probabilitas $< \alpha$, maka H_0 ditolak yang artinya terdapat hubungan kausalitas.
7. Melakukan uji diagnostik model pada model VAR yang telah diperoleh yaitu uji asumsi residual *white noise* dengan menggunakan uji Portmanteau. H_0 ditolak jika $Q > \chi^2_{(\alpha; k-p)}$ atau $p - value < \alpha$, yang artinya residual tidak *white noise*.
8. Melakukan uji kointegrasi dengan menggunakan uji Kointegrasi Johansen. Selanjutnya, jika terdapat kointegrasi maka dilanjutkan dengan menggunakan model VECM.
9. Melakukan estimasi parameter model VECM dengan *lag* dan *rank* kointegrasi yang telah diperoleh, di mana langkah-langkahnya melibatkan pembentukan matriks koefisien kointegrasi (Π) dan pembentukan matriks koefisien variabel *differencing* (Γ).
10. Melakukan analisis *Impulse Response Function*.
11. Melakukan analisis *Variance Decomposition*.
12. Melakukan evaluasi model VECM yang telah diperoleh dengan menggunakan nilai RMSE dan MAPE. Kemudian dilakukan peramalan pada data Laju Inflasi, Kurs, dan *BI Rate* di Indonesia untuk beberapa periode mendatang.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada penelitian ini, maka kesimpulan yang dapat diperoleh yaitu:

1. Model VAR untuk data laju inflasi, kurs, dan BI *rate* di Indonesia adalah model VAR(2), sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

Kemudian karena terdapat hubungan kointegrasi, maka model VAR(2) akan diubah atau dimodifikasi menjadi model VECM. Model VECM untuk data laju inflasi, kurs, dan BI *rate* di Indonesia adalah model VECM(2) dengan *rank* kointegrasi = 3. Di mana modelnya yaitu:

$$\Delta y_t = \hat{\Pi} y_{t-1} + \hat{\Gamma}_1 \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

2. Berdasarkan hasil prediksi data laju Inflasi, kurs, dan BI *rate* di Indonesia, ditemukan bahwa model VECM(2) memiliki nilai RMSE sebesar 0,26 dan nilai MAPE sebesar 0,0210%. Karena nilai RMSE relatif kecil dan nilai MAPE di bawah 10%, dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi peramalan model ini tergolong sangat baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, F. 2020. Penentuan Metode Peramalan pada Produksi Part New Granada BowlST di Pt X. *JISI: Jurnal Integrasi Sistem Industri*. 7(1): 31-39.
- Ali, N., & Mingque, Y. 2018. An Application of Vector Error Correction Model Approach in Explaining the Impact of Foreign Direct Investment on Economic Growth of Asian Developing Countries. *International Journal of Economics and Financial Issues*. 8(4): 133-139.
- Bain, L., & Engerhardt. 1992. *Introduction to Probability and Mathematical Statistics*. Wadsworth Publishing Company, California.
- Brooks, C. 2008. *Introductory: Econometrics for Finance*. 2nd edition. Cambridge University Press, New York.
- Detriansyah, M.W., & Sirodj, D.A.N. 2022. Analisis Hubungan Harga Saham Bank Central Asia, Inflasi, Kurs (IDR/USD) dan BI Rate dengan Metode Vector Error Correction Model (VECM), hlm. 282-290. Prosiding Bandung Conference Series: Statistics, Bandung.
- Dickey, D.A., & Fuller. W.A. 1979. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*. 74(366): 427-431.
- Enders, W. 1995. *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Sons Inc., New York.
- Engle, F.R., & Granger, J.W.C. 1987. Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*. 55(2): 251-276.

- Faizin, M. 2021. Penerapan Vector Error Correction Model pada Hubungan Kurs, Inflasi dan Suku Bunga. *E-Journal Ekonomi Bisnis dan Akutansi*. **8**(1): 33-41.
- Granger, J.W.C. 1969. Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrika*. **37**(3): 424-438.
- Gujarati, D. 2003. *Basic Econometrics*. 2nd edition. Mc Graw-Hill International Edition, Singapore.
- Hansun, S. 2012. Peramalan Data IHSG Menggunakan Fuzzy Time Series. *Indonesia Journal of Computing and Cybernetics Systems (IJCCS)*. **6**(2): 79-88.
- Kirchgassner, G., & Wolters, J. 2007. *Introduction to Modern Time Series Analysis*. Springer-Verlaag, Berlin.
- Lutkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer-Verlaag, Berlin.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L., & Kulahci. 2015. *Introduction to time series analysis and forecasting*. John Wiley & Sons, New York.
- Mendes, D., Ferreira, N., & Mendes, V. 2020. Comparative multivariate forecast performance for the G7 Stock Markets: VECM Models vs deep learning LSTM neural networks, hlm. 163-171. 3rd International Conference on Advanced Research Methods and Analytics (CARMA2020), Valencia.
- Oktavia, A., & Fajar, M.Y. 2022. Peramalan Laju Inflasi, BI Rate dan Indeks Harga Saham Gabungan. *Jurnal Riset Matematika*. **2**(1): 17-24.
- Panjaitan, H., Prahutama, A., & Sudarno. 2018. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode ARIMA, Intervensi dan ARFIMA. *Jurnal Gaussian*. **7**(1): 96-109.

- Pertiwi, S.A., & Achmad, A.I. 2021. Pemodelan Peramalan Menggunakan Vector Error Correction Model (VECM) pada Faktor-faktor Ekonomi di Indonesia Periode Januari 2013 – Desember 2019, hlm. 1-8. Prosiding Bandung Conference Series: Statistics, Bandung.
- Rahayu, E., & Yundari, S.M. 2021. Analisis Tingkat Inflasi dan BI Rate Menggunakan Vector Error Correction Model. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*. **10**(1): 51-60.
- Render, B., Stair Jr., R.M., & Hanna, M.E. 2003. *Quantitative Analysis for Management*. 8th edition. Pearson Education Inc., New Jersey.
- Rusyana, A., Tatsara, N., Balqis, R., & Rahmi, S. 2020. Application of clustering and VARIMA for rainfall prediction. *In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. **796**(1).
- Sims, C.A. 1980. Macroeconomics and Reality. *Econometrica*. **48**(1): 1-48.
- Sinay, L.J. 2014. Pendekatan Vector Error Correction Model Untuk Analisis Hubungan Inflasi, BI Rate, dan Kurs Rupiah. *Jurnal Berekeng*. **8**(2): 9-18.
- Sitepu, A.A., Tantular, B., Darmawan, G., Pontoh, R.S., & Faidah. D.Y. 2023. Pemodelan Produk Domestik Bruto (PDB) dengan Pendekatan Vector Error Correction Model (VECM). *Jurnal Ilmiah Multidisiplin*. **1**(2): 60-71.
- Suharsono, A., Aziza, A., & Pramesti, W. 2017. Comparison of Vector Autoregressive (VAR) and Vector Error Correction Model (VECM) for Index of ASEAN Stock Price, hlm. 1-9. International Conference and Workshop on Mathematical Analysis and its Applications (ICWOMAA 2017), Malang.
- Wei, W.W. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Addison Wesley Publishing Company Inc., New York.

Wikayanti, N.P.D., Aini, Q., & Fitriyani, N. 2020. Pengaruh Kurs Dolar Amerika Serikat, Inflasi, dan Tingkat Suku Bunga Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan dengan Model Vector Error Correction. *Eigen Mathematics Journal*. **3**(1): 64-72.