ANALISIS MODEL *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM) DAN *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL WITH EXOGENOUS VARIABLES* (VECMX) PADA PERAMALAN HARGA PENUTUPAN SAHAM BANK *BLUE CHIP* KATEGORI INDEKS LQ45

(Tesis)

Oleh

AYU APRIANTI
2227031009

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024

ANALYSIS OF VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM) AND VECTOR ERROR CORRECTION MODEL WITH EXOGENOUS VARIABLES (VECMX) IN FORECASTING CLOSING PRICES OF BLUE CHIP BANK STOCKS IN LQ45 INDEX CATEGORY

By

AYU APRIANTI

This study utilizes the Vector Error Correction Model (VECM) and Vector Error Correction Model With Exogenous Variables (VECMX) to forecast the closing prices of Blue-Chip bank stocks in the LQ45 Index category, including BCA, Mandiri, BRI, and BNI, which are crucial components of the stock market, along with the Jakarta Composite Index (IHSG) as an exogenous variable. The results show that the VECM(1) and VECMX(1,4) models provide optimal results in forecasting the closing prices of Blue-Chip stocks in the LQ45 Index category. Model performance evaluation based on the smallest Root Mean Square Error (RMSE) value indicates that the VECM(1) model with cointegration rank=1 offers the best performance. Further analysis using Granger Causality, Impulse Response Function (IRF), and Variance Decomposition (VD) reveals causal relationships among these Blue-Chip stocks and responses to shocks occurring in market changes. Forecasting indicates a significant price increase in 2024, with BBCA showing the highest growth, followed by BMRI, BBNI, and BBRI. This study provides in-depth information on the dynamics of Blue-Chip stocks in the LQ45 Index category and can serve as valuable guidance for investors and decision-makers in the capital market.

Keywords: VECM, VECMX, Blue Chip Stock Closing Prices, LQ45 Index, Forecasting.

ABSTRAK

ANALISIS MODEL *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM) DAN *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL WITH EXOGENOUS VARIABLES* (VECMX) PADA PERAMALAN HARGA PENUTUPAN SAHAM BANK *BLUE CHIP* KATEGORI INDEKS LQ45

OLEH

AYU APRIANTI

Penelitian ini menggunakan *Vector Error Correction Model* (VECM) dan *Vector Error Correction Model With Exogenous Variables* (VECMX) untuk meramalkan harga penutupan saham bank *Blue-Chip* dalam kategori Indeks LQ45, meliputi BCA, Mandiri, BRI, dan BNI, yang merupakan komponen penting dalam pasar saham, serta Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) sebagai variabel eksogen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model VECM(1) dan VECMX(1,4) memberikan hasil optimal dalam meramalkan harga penutupan saham *Blue-Chip* dalam kategori Indeks LQ45. Evaluasi kinerja model berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil menunjukkan bahwa model VECM(1) dengan kointegrasi rank=1 memberikan kinerja terbaik. Analisis lebih lanjut menggunakan *Granger Causality*, *Impulse Response Function* (IRF), dan *Variance Decomposition* (VD) mengungkapkan hubungan kausal di antara saham-saham *Blue-Chip* ini dan respons terhadap *shock* yang terjadi pada perubahan pasar. Peramalan menunjukkan peningkatan harga yang signifikan pada tahun 2024, dengan BBCA menunjukkan pertumbuhan tertinggi, diikuti oleh BMRI, BBNI, dan BBRI. Penelitian ini memberikan informasi mendalam tentang dinamika saham *Blue-Chip* dalam kategori Indeks LQ45 dan dapat menjadi panduan berharga bagi investor dan pengambil keputusan di pasar modal.

Kata kunci : VECM, VECMX, Harga Penutupan Saham *Blue Chip*, IndeksLQ45, Peramalan.

ANALISIS MODEL *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM) DAN *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL WITH EXOGENOUS VARIABLES* (VECMX) PADA PERAMALAN HARGA PENUTUPAN SAHAM BANK *BLUE CHIP* KATEGORI INDEKS LQ45

Oleh

AYU APRIANTI

Tesis

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar

MAGISTER MATEMATIKA

Pada

Program Studi Magister Matematika

Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024

Judul	:	**ANALISIS MODEL *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM) DAN *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL WITH EXOGENOUS VARIABLES* (VECMX) PADA PERAMALAN HARGA PENUTUPAN SAHAM BANK *BLUE CHIP* KATEGORI INDEKS LQ45**
Nama Mahasiswa	:	Ayu Aprianti
NPM	:	**2227031009**
Program Studi	:	**Magister Matematika**
Jurusan	:	**Matematika**
Fakultas	:	**Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

Menyetujui,

1. Komisi Pembimbing

Prof. Drs. Mustofa Usman, MA., Ph.D.
NIP. 19570101 198403 1 020

Ir. Warsono, M.S., Ph.D.
NIP. 19630216 198703 1 003

2. Ketua Program Studi Megister Matematika

Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si.
NIP. 19760411 200012 2 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Prof. Drs. Mustofa Usman, MA., Ph.D.** .....

Sekretaris : **Ir. Warsono, M.S., Ph.D.** .....

Penguji
Bukan Pembimbing : 1. **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.** .....

2. **Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.** .....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

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

3. Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Ir. Murhadi, M.Si.
NIP. 19640326 198902 1 001

4. Tanggal Lulus Ujian Tesis: **24 Juni 2024**

PERNYATAAN TESIS MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Ayu Aprianti**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2227031009**

Program Studi : **Magister Matematika**

Jurusan : **Matematika**

Dengan ini menyatakan bahwa tesis saya yang berjudul, **"ANALISIS MODEL *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM) DAN *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL WITH EXOGENOUS VARIABLES* (VECMX) PADA PERAMALAN HARGA PENUTUPAN SAHAM BANK *BLUE CHIP* KATEGORI INDEKS LQ45"** adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Semua tulisan yang tertuang dalam tesis ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung. Apabila kemudian hari terbukti bahwa tesis ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 24 Juni 2024

Penulis,

Ayu Aprianti

NPM. 2227031009

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama Ayu Aprianti, lahir di Bandar Lampung pada tanggal 21 April 2000, dan merupakan anak kedua dari tiga bersaudara dari pasangan Bapak Solihin dan Ibu Suwati.

Penulis menenempuh pendidikan Sekolah Dasar di SD Negeri 3 Perumnas Way Kandis pada tahun 2006 sampai dengan 2012. Kemudian melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Negeri 21 Bandar Lampung pada tahun 2012 sampai dengan 2015. Selanjutnya, penulis menempuh pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 12 Bandar Lampung pada tahun 2015 sampai dengan 2018.

Pada tahun 2018 penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) Program Studi S1 Matematika Jurusan Sains Institut Teknologi Sumatera (ITERA) melalui jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN).

KATA INSPIRASI

“Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan”

(QS. Al-Insyirah : 6)

“Manusia adalah makhluk sempurna yang tidak boleh berhenti untuk bersyukur”

(Ayu Aprianti)

PERSEMBAHAN

Puji dan syukur tiada hentinya kepada Allah Subhanahu Wata'ala atas segala nikmat dan hidayah-Nya untuk kita semua. Penulis persembahkan karya sederhana ini untuk:

Ayahanda Solihin dan Ibunda Suwati, terima kasih atas kasih sayang, pengorbanan, doa, dan motivasi yang telah diberikan di setiap langkah penulis. Karena atas doa dan ridho kalian, Allah memudahkan setiap perjalanan hidup ini.

Kakak dan adik tercinta, Siti Amalia, S.Kom., dan Muhammad Sofian, terima kasih untuk selalu membantu dan menemani penulis dalam keadaan suka maupun duka.

Keluarga besar Abah Usman dan Mbah Tutin, terima kasih atas dukungan, inspirasi, dan motivasi yang telah diberikan kepada penulis.

Opu, Oyen, dan Puo, kucing kesayangan penulis, terima kasih telah menjadi teman setia selama penyelesaian tesis ini.

Keluarga Matematika UNILA, khususnya Matematika S2 22, terima kasih atas kesempatan dan inspirasi yang telah diberikan selama perkuliahan ini.

Sahabat dan teman-teman, BKR, Kocheng Oren, Woduday,Miwra, SIG, Warung Atlet, Warga Kwangya, dan Pecinta Rebahan, terima kasih atas kebersamaan, keceriaan, canda dan tawa, serta doa dan semangat yang telah diberikan untuk penulis.

Almamater Universitas Lampung

SANWACANA

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT. atas segala limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang berjudul "*Analisis Model Vector Error Correction Model (VECM) dan Vector Error Correction Model With Exogenous Variables (VECMX) Pada Peramalan Harga Penutupan Saham Bank Blue Chip Kategori Indeks LQ45"*sebagai syarat untuk memperoleh gelar Magister Matematika di Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan tesis ini tidak terlepas dari bimbingan dan bantuan berbagai pihak. Dengan selesainya penyusunan tesis ini, penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Prof. Drs. Mustofa Usman, MA., Ph.D. selaku Pembimbing I yang telah memberikan waktu, tenaga, dan ilmu pengetahuan, serta senantiasa memberikan saran dan kritik yang membangun kepada penulis selama penyusunan tesis ini.
2. Ir. Warsono, M.S., Ph.D., selaku Pembimbing II yang telah memberikan waktu, tenaga, dan ilmu pengetahuan, serta senantiasa memberikan saran dan kritik yang membangun kepada penulis selama penyusunan tesis ini.
3. Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku Penguji I yang telah bersedia memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis sehingga dapat lebih baik lagi.
4. Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Penguji II yang telah bersedia memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis sehingga dapat lebih baik lagi.
5. Dr. Ahmad Faisol, S.Si., M.Sc., selaku Dosen Wali yang selalu membimbing, mendukung dan memberikan semangat kepada penulis.

6. Bapak dan Ibu dosen Program Studi Magister Matematika yang telah memberikan ilmu dengan ikhlas dan sabar selama penulis menyelesaikan studi di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Dan pihak-pihak lain yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Semoga penulisan tesis ini dapat bermanfaat bagi ilmu pengetahuan. Penulis menyadari bahwa penulisan tesis ini masih jauh dari sempurna dan memiliki kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan sumbangan pemikiran dari pembaca berupa kritik dan saran yang membangun guna menyempurnakan penulisan tesis ini.

Bandar Lampung, 24 Juni 2024

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL ..... **iv**

DAFTAR GAMBAR ..... **vi**

I. PENDAHULUAN **1**

1.1 Latar Belakang dan Masalah 1

1.2 Tujuan Penelitian 6

1.3 Manfaat Penelitian 7

II. TINJAUAN PUSTAKA **8**

2.1 *Multivariate Time Series* 8

2.2 Pengujian Stasioneritas 9

2.3 Penentuan *Lag* Optimal 12

2.4 *Vector Autoregressive* (VAR) 13

2.5 Uji Kointegrasi 13

2.5.1 Uji *Trace* 14

2.5.2 Uji *Maximum Eigen Value* 14

2.6 *Vector Error Correction Model (VECM)* 15

2.7 *Vector Error Correction Model With Exogenous* (VECMX) 16

2.8 Estimasi Parameter Model VECM(p) dan VECMX(p,s) 17

2.8.1 *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) 17

2.9 Diagnosa Model 20

2.9.1 Uji Stabilitas 20

2.9.2 Uji Normalitas Residual 21

2.9.3 Uji *White Noise* 22
2.10 Validasi Model 23
2.11 Kausalitas Granger 23
2.12 *Impulse Response Function* (IRF) 24
2.13 *Variance Decomposition* (VD) 26
2.14 Peramalan 28
2.15 Pasar Modal 28
2.16 Saham 29
2.17 Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) 29
2.18 Indeks LQ45 30
III. METODOLOGI PENELITIAN 32
3.1 Metode Penelitian 32
3.2 Waktu dan Tempat Penelitian 32
3.3 Jenis dan Sumber Data Penelitian 32
3.4 Variabel Penelitian 33
3.5 Rancangan Model 33
3.6 Analisis Data 34
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN 37
4.1 Statistik Deskriptif 37
4.2 Stasioneritas Data 39
4.3 Identifikasi Model 44
4.3.1 Pemilihan Panjang *Lag* Optimal 44
4.3.2 Uji Kointegrasi 46
4.4 Estimasi Parameter 47
4.4.1 Model VECM(1) 47
4.4.2 Model VECMX(1,4) 53

4.5 Diagnosa Model 61
4.5.1 Uji Stabilitas 61
4.5.2 Uji Normalitas Multivariat 63
4.5.3 Uji *White Noise* 66
4.6 Validasi Model 67
4.7 Analisis Lanjutan 68
4.7.1 Kausalitas Granger 68
4.7.2 Analisis *Impulse Respons Function* (IRF) 74
4.7.3 Analisis Dekomposisi Varians 81
4.8 Peramalan 87
V. SIMPULAN DAN SARAN 92
5.1 Simpulan 92
5.2 Saran 94
DAFTAR PUSTAKA 97
LAMPIRAN 103

DAFTAR TABEL

Tabel

1. Daftar Variabel dan Jenis Variabel Penelitian……....33
2. Statistik Deskriptif harga penutupan saham Indeks LQ45 dan IHSG. 37
3. Hasil Uji ADF harga penutupan saham Indeks LQ45 dan IHSG. 42
4. Hasil Uji ADF pada data *first difference* dari kelima variabel penelitian.....43
5. Nilai AICC pada masing-masing *lag* dari variabel endogen. 44
6. Nilai AICC pada masing-masing *lag* dari variabel eksogen.....45
7. Nilai AICC pada beberapa pilihan model. 45
8. Output uji kointegrasi pada Model VECM(1) dan VECMX(1,4). 46
9. Hasil estimasi parameter *Long-Run* (β) dari model VECM(1) dengan kointegrasi rank =1 menggunakan MLE.....47
10. Hasil estimasi parameter *Adjustment* (α) dari model VECM(1) dengan kointegrasi rank = 1 menggunakan MLE.....48
11. Hasil estimasi paremeter kointegrasi $\Pi = \alpha\beta'$ dari model VECM(1) dengan kointegrasi rank = 1. 49
12. Hasil pendugaan koefisien AR pada *lag* terdiferensiasi ($\Gamma\Delta Yt - 1$)) dari model VECM(1) dengan kointegrasi rank = 1.....50
13. Hasil estimasi parameter *Long-Run* (β) dari model VECMX(1,4) dengan kointegrasi rank =1 menggunakan MLE.....53
14. Hasil estimasi parameter *Adjustment* (α) dari model VECMX(1,4) dengan kointegrasi rank = 1 menggunakan MLE.....54
15. Hasil estimasi paremeter kointegrasi $\Pi = \alpha\beta'$ dari model VECM(1) dengan kointegrasi rank = 1. 54
16. Hasil estimasi paremeter koefisien variabel eksogen dari model VECMX(1,4) dengan kointegrasi rank = 1. 55

17. Hasil pendugaan koefisien AR pada *lag* terdiferensiasi ($\Gamma\Delta Yt-1$) dari model VECMX(1,4) dengan rank 1. 56
18. Hasil uji stabilitas akar-akar karakteristik polinomial AR model VECM(1). 62
19. Hasil uji stabilitas akar-akar karakteristik polinomial AR model VECMX(1,4). 62
20. Hasil uji *Jarque-Bera* residual model VECM(1). 64
21. Hasil uji *Jarque-Bera* residual model VECMX(1,4). 65
22. Hasil uji *Portmanteu* residual model VECM(1). 66
23. Hasil uji *Portmanteu* residual model VECM(1). 67
24. Nilai RMSE dari model VECM(1) dan VECMX(1,4). 68
25. Hasil uji kausalitas Granger pada model VECM(1). 69
26. Hasil analisis IRF variabel BBCA terhadap variabel lain pada model VECM(1). 75
27. Hasil analisis IRF variabel BMRI terhadap variabel lain pada model VECM(1). 77
28. Hasil analisis IRF variabel BBNI terhadap variabel lain pada model VECM(1). 78
29. Hasil analisis IRF variabel BBRI terhadap variabel lain pada model VECM(1). 880
30. Hasil analisis VD variabel BBCA terhadap variabel lain pada model VECM(1). 82
31. Hasil analisis VD variabel BMRI terhadap variabel lain pada model VECM(1). 83
32. Hasil analisis VD variabel BBNI terhadap variabel lain pada model VECM(1). 84
33. Hasil analisis VD variabel BBRI terhadap variabel lain pada model VECM(1). 86
34. Hasil peramalan harga penutupan saham indeks LQ45 menggunakan model VECM(1). 87

DAFTAR GAMBAR

Gambar

1. Plot *multivariate time series* dari data harga penutupan saham Indeks LQ45 dan IHSG.....38
2. Plot *time series* dan ACF variabel BBCA.....40
3. Plot *time series* dan ACF variabel BMRI. 40
4. Plot *time series* dan ACF variabel BBNI. 41
5. Plot *time series* dan ACF variabel BBRI. 41
6. Plot *time series* dan ACF variabel IHSG. 41
7. Plot *time series* dan ACF variabel D(BBCA). 42
8. Plot *time series* dan ACF variabel D(BMRI).....42
9. Plot *time series* dan ACF variabel D(BBNI).....42
10. Plot *time series* dan ACF variabel D(BBRI).....42
11. Plot *time series* dan ACF variabel D(IHSG).....43
12. AR Root Graph dari model VECM(1).....63
13. AR Root Graph dari model VECMX(1,4). 64
14. Histogram dan Q-Q Plot dari residual model VECM(1). 64
15. Histogram dan Q-Q Plot dari residual model VECMX(1,4).....65
16. Grafik *Granger Causality* antara variabel –variabel yang diamati pada model VECM(1). 724
17. Grafik IRF pada variabel BBCA terhadap variabel lain dalam model VECM(1). 76
18. Grafik IRF pada variabel BMRI terhadap variabel lain dalam model VECM(1). 77
19. Grafik IRF pada variabel BBNI terhadap variabel lain dalam model VECM(1).. 79

20. Grafik IRF pada variabel BBNI terhadap variabel lain dalam model VECM(1).. 80
21. Grafik VD pada variabel BBCA terhadap variabel lain dalam model VECM(1). 82
22. Grafik VD pada variabel BBNI terhadap variabel lain dalam model VECM(1).. 84
23. Grafik VD pada variabel BBNI terhadap variabel lain dalam model VECM(1).. 85
24. Grafik VD pada variabel BBNI terhadap variabel lain dalam model VECM(1).. 86
25. Hasil peramalan harga penutupan saham BBCA menggunakan model VECM(1). 88
26. Hasil peramalan harga penutupan saham BMRI menggunakan model VECM(1). 89
27. Hasil peramalan harga penutupan saham BBNI menggunakan model VECM(1). 89
28. Hasil peramalan harga penutupan saham BBRI menggunakan model VECM(1). 90

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Pasar keuangan global telah mengalami pertumbuhan secara signifikan yang ditandai dengan terintegrasinya pasar keuangan di berbagai Negara (Bekaert & Mehl, 2019; Herlianto & Hafizh, 2020). Pertumbuhan tersebut menyebabkan meningkatnya aktivitas ekonomi yang berdampak pada bertambahnya jumlah perusahaan yang terdaftar di bursa efek di seluruh dunia. Hal ini juga terjadi di Bursa Efek Indonesia (BEI), yang merupakan bursa saham resmi di Indonesia, menunjukkan pertumbuhan ekonomi dan pasar modal yang dinamis di Indonesia (HR et al., 2020). Pasar modal memainkan peran penting dalam menyediakan akses ke sumber pendanaan bagi perusahaan serta sebagai platform bagi investor untuk menginvestasikan dananya (Akenten et al., 2020; Tripuspitorini, 2021). Hal tersebut dilakukan dengan harapan memperoleh pengembalian sesuai dengan tingkat risiko investasi yang dipilih (Rustiana & Ramadhani, 2022). *Initial Public Offering* (IPO) yaitu penawaran saham perdana kepada publik, menjadi strategi penting bagi perusahaan untuk memperluas nilai pasar dan meningkatkan nilai perusahaan dengan menawarkan saham kepada publik (Rudianto, 2021; Mohamed & Mbogo, 2022). Melalui IPO, perusahaan dapat menjadi publik atau *go public*, yang dapat memberikan peluang bagi investor untuk berpartisipasi dalam pertumbuhan perusahaan serta meningkatkan likuiditas pasar modal di Indonesia (Aji et al., 2023).

Investasi di pasar modal menjadi salah satu pilihan bagi para investor. BEI dibentuk pada tanggal 1 Desember 2007 melalui proses penggabungan antara Bursa Efek Jakarta dan Bursa Efek Surabaya (Kutra et al., 2019). Indeks Harga

Saham Gabungan (IHSG) merupakan angka indeks yang secara umum menampilkan pergerakan harga saham yang terdaftar di bursa efek, memberikan gambaran tentang perkembangan tren aktivitas di pasar modal (Yuniawati & Lestari, 2021). Pasar modal menawarkan keuntungan, namun juga menimbulkan risiko yang signifikan, sehingga informasi yang tepat sangat diperlukan bagi investor dalam bertransaksi di pasar modal. Informasi tersebut menjadi krusial dalam membantu investor dalam mengambil keputusan terkait pembelian, penjualan, atau penahanan saham (Rustiana & Ramadhani, 2022).

Saham merupakan instrumen investasi yang paling banyak diminati investor karena mampu memberikan tingkat *return* yang menarik, dengan tujuan mencapai keuntungan finansial optimal sesuai dengan jangka waktu investasi yang dipilih (Rustiana & Ramadhani, 2022). Seringkali, para investor kesulitan menentukan periode investasi yang tepat, terutama karena ketidakstabilan ekonomi global. Namun melalui laporan pergerakan harga IHSG, investor menjadikan saham perbankan sebagai tolak ukur kinerja pasar. Berdasarkan data BEI per 31 Desember 2023, menunjukkan bahwa 10 emiten kapitalisasi saham terbesar di BEI didominasi oleh saham sektor perbankan sekitar 43,12% dari valuasi IHSG, yang mengalami peningkatan 6,16% sepanjang tahun 2023. Jika diperhatikan, terdapat korelasi antara pergerakan harga saham perbankan dengan IHSG. Data BEI menunjukkan bahwa sektor perbankan mendominasi IHSG, sehingga pergerakan IHSG memengaruhi harga saham perbankan, menjadikannya cerminan kondisi pasar saham secara keseluruhan. Oleh karena itu, saham perbankan sering direkomendasikan oleh analis sebagai indikator kinerja ekonomi nasional (Zullah et al., 2022).

Seiring dengan peran saham perbankan sebagai tolak ukur kinerja pasar, Indeks LQ45 juga mencerminkan kondisi pasar saham secara keseluruhan. Berbeda dengan IHSG yang mencakup seluruh saham yang sebagian besar kurang aktif, Indeks LQ45 lebih spesifik dengan mengelompokkan 45 saham perusahaan teratas. Ni'am dan Jaladri (2021) berpendapat bahwa saham yang masuk kategori Indeks LQ45 dipilih berdasarkan ketentuan likuiditas tertinggi, kapitalisasi pasar

besar, frekuensi perdagangan tinggi, serta kondisi keuangan yang stabil. BEI secara berkala melakukan pergantian saham perusahaan dalam Indeks LQ45 setiap 6 bulan sekali sesuai kriteria seleksi. Indeks LQ45 berperan sebagai indikator dalam memantau pergerakan pasar saham teratas, sehingga dapat memberikan informasi mengenai aktivitas 45 saham yang memiliki tingkat likuiditas tinggi (Hamzah et al., 2021).

Saham perusahaan perbankan yang terdaftar di BEI sebanyak 47 perusahaan yang diantaranya terdiri dari PT Bank Central Asia Tbk., PT Bank Mandiri Tbk., Bank Negara Indonesia Tbk., dan Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. Keempat bank tersebut masuk dalam kategori *big capitalization* dalam beberapa tahun terakhir dengan urutan BCA, Mandiri, BNI dan BRI dengan kode saham BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI. Saham-saham ini merupakan saham *Blue Chip* yang sangat berpengaruh terhadap IHSG. *Blue Chip* adalah saham-saham dari perusahaan besar yang memiliki reputasi baik dan stabilitas finansial yang kuat. Meskipun terdapat perbedaan rentang total aset antara bank-bank tersebut yang tidak terlalu signifikan, namun tetap dapat dibandingkan untuk dijadikan rekomendasi kepada investor. Rekomendasi tersebut dapat diperoleh berdasarkan analisis harga saham pada periode sebelumnya dan menggunakan pergerakan harga saham di masa lampau untuk meramalkan periode selanjutnya. Keterkaitan dalam total aset antara keempat bank tersebut menjadi indikasi adanya keterhubungan. Oleh karena itu, untuk membuat keputusuan investasi yang akurat, maka analisis peramalan diperlukan.

Beberapa penelitian sebelumnya telah meramalkan harga penutupan saham Indeks LQ45. Zullah et al., (2022) menguji peramalan harga saham BCA, Mandiri, dan BRI menggunakan metode *Vector Autoregressive* (VAR) dan analisis teknikal, menemukan bahwa model VARI ([1, 3],1) paling optimal. Penelitian lainnya oleh Achyar & Rohaeni (2022), menggunakan pendekatan Hybrid K-Means dan *General Regression Neural Network* (GRNN) untuk memprediksi nilai harga penutupan saham Indeks LQ45, menghasilkan prediksi dengan tingkat kesalahan *Mean Absolut Percetage Error* (MAPE) sebesar 0.943%. Sementara itu, Setiawan

et al., (2023) membandingkan model *Autoregresive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Long Short Term Memory* (LSTM), menemukan bahwa model LSTM lebih baik dalam meramalkan harga saham BBCA, sedangkan untuk peramalan harga saham BMRI dan BBTN lebih baik menggunakan model ARIMA (1,1,0) dengan kriteria peramalan MAPE $< 10\%$.

Selain pendekatan yang telah digunakan dalam studi sebelumnya, jika diperhatikan data penutupan harga saham bank-bank Indeks LQ45 berbentuk *time series,* sehingga peramalan juga dapat dilakukan dengan pendekatan *multivariate time series*. Analisis *multivariate time series* telah berkembang pesat diberbagai bidang, seperti bidang klimatologi, energi, dan keuangan. *Multivariate time series* adalah serangkaian data pengamatan yang terdiri dari beberapa variabel yang dicatat secara berurutan sesuai dengan interval waktu tertentu (Cryer & Chan, 2008). Data pengamatan tersebut saling berkorelasi secara dinamis untuk setiap variabel pada waktu ke-*t*, memungkinkan analisis yang mendalam terhadap perubahan variabel pada waktu sebelumnya (Abraham & Ledolter, 2005). Pemodelan *multivariate time series* bertujuan untuk menemukan model yang fit untuk menggambarkan hubungan simultan antar lebih dari satu variabel deret waktu, sehingga dapat dilakukan peramalan (Usman, et al., 2022). Beberapa pendekatan yang dapat digunakan untuk meramalkan data *multivariate time series* adalah metode *Vector Autoregressive* (VAR), *Vector Error Correction Model* (VECM), dan lainnya.

Model VAR adalah pendekatan deret waktu multivariat yang menggambarkan hubungan beberapa variabel endogen secara simultan terhadap waktu (Wei, 2019). Model VAR digunakan ketika data menunjukkan sifat stasioner pada *level*. Akan tetapi, apabila data pengamatan tidak stasioner tetapi menunjukkan sifat stasioner setelah dilakukan diferensiasi pertama dan tidak terdapat kointegrasi diantara variabel, maka digunakan *Vector Autoregressive in Difference* (VARD) (Usman, et al., 2022). Selanjutnya, jika data menunjukkan sifat non-stasioner dan terdapat kointegrasi diantara variabel, pendekatan yang lebih sesuai adalah menggunakan model VECM (Enders, 2015).

Penggunaan model VECM menjadi salah satu pendekatan untuk meramalkan harga saham, terutama pada perusahaan perbankan dengan total aset yang hampir sama. VECM merupakan perluasan dari model VAR (Wei, 2019). VECM adalah model yang menggabungkan model VAR dengan *Error Correction Model* (ECM) (Asteriou & Hall, 2007). Konsep kointegrasi dalam VECM diperkenalkan oleh Engle dan Granger pada tahun 1987, menjelaskan hubungan jangka panjang antara variabel-variabel yang diteliti. Model VECM memungkinkan penyesuaian terhadap ketidakseimbangan jangka pendek untuk mencapai keseimbangan jangka panjang melalui proses *error correction* (Engle & Granger, 1987). Proses ini bertujuan memperbaiki ketidakseimbangan tersebut dengan mengarahkan variabel-variabel kembali ke kondisi keseimbangan jangka panjangnya yang menjadikan model ini berguna dalam menganalisis hubungan jangka panjang antara variabel yang terkait (Enders, 2015). Pada model VECM, semua variabel dapat dianggap sebagai variabel endogen dan dipengaruhi oleh variabel eksogen. Jika variabel eksogen ditambahkan, maka model yang digunakan disebut *Vector Error Correction Model With Exogenous Variables* (VECMX) (Usman, et al., 2022).

Penerapan model VECM diantaranya penelitian oleh Warsono et al., (2020), menggunakan VECM untuk meramalkan dan menganalisis hubungan antara harga saham tiga perusahaan energi dari tiga negara ASEAN: PGAS Malaysia, AKRA Indonesia, dan PTT Thailand. Hasil penelitian menunjukkan bahwa VECM(2) optimal dengan terdeteksinya kointegrasi pada rank = 3. Penelitian lain oleh Usman, et al., (2022) menggunakan VECMX(3,1) dengan kointegrasi rank = 1 sebagai model terbaik. Analisis lebih lanjut meliputi uji Kausalitas *Granger*, fungsi respons impuls (IRF), dan proses peramalan yang mendalam dari variabel energi dan ekonomi.

Penelitian ini membawa gagasan baru dengan cara yang berbeda dari penelitian sebelumnya dalam menganalisis saham-saham besar di Indonesia, terutama saham-saham *Blue Chip* seperti BCA (BBCA), Mandiri (BMRI), BNI (BBNI),

dan BRI (BBRI). Pendekatan VECM dan VECMX dipilih karena kemampuannya dalam menangani hubungan yang kompleks antara variabel dalam jangka panjang, yang memungkinkan identifikasi pola dan keterkaitan antara harga saham bank-bank besar tersebut, serta analisis peramalan yang lebih akurat tentang bagaimana harga saham-saham ini akan bergerak ke depannya. Selain menggunakan variabel endogen seperti harga saham bank-bank besar, penelitian ini juga menambahkan variabel eksogen seperti IHSG ke dalam model, yang dapat memberikan informasi tambahan yang berharga dalam meningkatkan akurasi peramalan. Perbandingan performa antara model VECM dan VECMX menjadi fokus dalam evaluasi kinerja model, yang dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang model mana yang lebih tepat untuk meramalkan perubahan harga penutupan saham Indeks LQ45. Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan dari variabel harga penutupan saham Indeks LQ45, meliputi harga saham BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI serta variabel eksogen adalah data IHSG pada periode Januari 2015–Desember 2023.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah

1. Mendapatkan model VECM(p) dan VECMX(p,s) yang sesuai untuk peramalan harga penutupan saham Indeks LQ45 (BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI) dengan variabel eksogen IHSG.
2. Membandingkan performa model VECM(p) dan VECMX(p,s) untuk mendapatkan model terbaik dalam meramalkan harga penutupan saham Indeks LQ45 (BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI) berdasarkan evaluasi *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil.
3. Melakukan analisis lanjut berdasarkan model VECM/VECMX meliputi analisis Kausalitas Granger, analisis *Impulse Response Function* (IRF), dan *Variance Decomposition* (VD).
4. Melakukan peramalan harga penutupan saham Indeks LQ45 untuk dua belas periode ke depan berdasarkan model VECM/VECMX terbaik.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan pemahaman tentang penggunaan model VECM dan VECMX dalam meramalkan harga penutupan saham di pasar modal, khususnya saham *Blue Chip* pada Indeks LQ45, seperti saham BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI. Penambahan variabel IHSG sebagai variabel eksogen pada model VECMX diharapkan dapat memberikan informasi tambahan dalam meningkatkan akurasi peramalan harga penutupan saham Indeks LQ45 serta relevansi peramalan dalam situasi pasar yang sebenarnya, seingga dapat membantu para investor dalam membuat keputusan yang lebih tepat. Selain itu, penelitian ini juga dapat memberikan kontribusi pada perkembangan metodologi analisis pasar modal dan menjadi acuan bagi penelitian selanjutnya dalam topik yang sama. Model VECM/VECMX yang diperoleh dapat bermanfaat dalam memberikan gambaran tentang membangun model dinamis untuk data *multivariate time series* non-stasioner yang terkointegrasi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Multivariate Time Series*

Time series atau dikenal sebagai deret waktu merupakan kumpulan data yang dihasilkan atau diukur secara berurutan dalam interval waktu yang tetap. Meskipun pengurutan data umumnya dilakukan berdasarkan rentang waktu dalam periode yang sama, namun pengurutan juga dapat dilakukan melalui dimensi berbeda, seperti dimensi ruang (*space*) (Wei, 2006). Secara umum, suatu deret waktu terhadap variabel X dapat disimbolkan sebagai X_t, dimana indeks t tersebut merepresentasikan waktu. Jika X_t merupakan deret waktu yang terjadi pada waktu ke $t = 1,2, \dots, T$, maka $t = 1$ merupakan pengamatan pada waktu pertama yang terjadi pada X dan $t = T$ sebagai pengamatan terakhir. Pengamatan biasanya diukur pada interval waktu yang sama, seperti setiap menit, jam, hari, bulan, atau tahun. Pentingnya urutan terjadinya pengamatan adalah membantu dalam memahami bagaimana variabel X mengalami perubahan seiring waktu (Mills, 2019).

Analisis deret waktu digunakan untuk membuat model peramalan, mengidentifikasi dan memahami pola, tren, dan fluktuasi yang terjadi seiring waktu (Wei, 2006). Menurut Wei (2006) dalam (Rahayu et al., 2021), analisis deret waktu dibedakan menjadi deret waktu univariat dan deret waktu multivariat. Perbedaan tersebut berdasarkan jumlah variabel yang terlibat. Berbeda dengan analisis deret waktu yang hanya melibatkan satu variabel (*univariate time series*), analisis deret waktu multivariat melibatkan dua atau lebih variabel yang secara simultan digunakan untuk memodelkan dan memberikan penjelasan tentang bagaimana berbagai variabel dalam deret waktu berinteraksi satu sama lain.

Analisis *multivariate time series* telah berkembang pesat diberbagai bidang, seperti bidang klimatologi, energi, dan keuangan. Penggunaan *multivariate time series* dalam analisis dan peramalan memiliki banyak aplikasi, termasuk perencanaan ekonomi dan bisnis, perencanaan produksi, kontrol inventaris, dan optimalisasi proses industri (Box et al., 2016). Deret waktu multivariat atau dikenal sebagai *multivariate time series* merupakan serangkaian data pengamatan yang terdiri atas beberapa variabel yang dicatat secara berurutan sesuai dengan interval waktu tertentu (Cryer & Chan, 2008). Data pengamatan tersebut saling berkorelasi secara dinamis untuk setiap variabel pada waktu ke-*t*, memungkinkan analisis yang mendalam terhadap perubahan variabel pada waktu sebelumnya (Abraham & Ledolter, 2005). Pemodelan *multivariate time series* bertujuan untuk menemukan model yang fit untuk menggambarkan hubungan simultan antar lebih dari satu variabel deret waktu untuk selanjutnya dapat melakukan peramalan (Usman, et al., 2022). Beberapa pendekatan yang dapat digunakan untuk meramalkan data *multivariate time series* adalah metode *Vector Autoregressive* (VAR), *Vector Error Correction Model* (VECM), dan lainnya.

2.2 Pengujian Stasioneritas

Pada data runtun waktu, sangat penting untuk memerhatikan stasioneritas data. Suatu data dikatakan stasioner jika tidak ada perubahan yang signifikan pada nilai rata-rata dan varians-nya (Enders, 2015). Dengan kata lain, nilai rata-rata dan varians setiap *lag* pada data *time series* harus konstan sepanjang waktu. *Lag* dalam deret waktu merujuk pada perbedaan waktu antara suatu data dengan data lainnya dalam periode tertentu (Wei, 2006). Namun, menurut Shofiyah, Dwianto, dan Suhartono (2009) dikutip oleh (Rosyidah et al., 2017) bahwa stasioneritas terhadap varians dari data runtut waktu dapat diabaikan dan data dianggap stasioner dalam varians sehingga tidak perlu dilakukan transformasi data.

Pada analisis time series, data yang tidak stasioner dapat didefinisikan sebagai *I(1)* (integrasi orde satu) dan data yang stasioner sebagai *I(0)* (integrasi orde nol). Data

I(1) berarti data tersebut harus di-*differencing* satu kali untuk menjadi stasioner, sedangkan data *I(0)* adalah data yang sudah stasioner pada tingkat level atau tanpa perlu transformasi lebih lanjut (Wei, 2006). Stasioneritas data deret waktu dapat dilihat melalui plot *time series*, yaitu data *time series* stasioner apabila tidak terdapat tren data dan tidak ada unsur musiman sehingga nilai rata-rata dan varians-nya tetap. Selain melalui plot *time series*, stasioneritas dapat dilihat menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) data tersebut. Apabila plot ACF menurun secara cepat mendekati nol, terutama setelah *lag* kedua atau ketiga (*cut off*), maka dapat disimpulkan bahwa data tersebut stasioner. Sebaliknya, jika data deret waktu tidak stasioner, maka nilai ACF yang signifikan pada *lag-lag* awal akan cenderung mengecil secara bertahap (*dies down*) (Hanke & Wichern, 2014).

Meskipun secara visual, kestasioneran terhadap rata-rata dapat terlihat melalui plot *time series* dan plot ACF, namun pengambilan keputusan secara subjektif dapat menimbulkan perbedaan keputusan. Oleh karena itu, penting untuk memperhitungkan stasioneritas dalam rata-rata dengan pengujian yang tepat. Pengujian stasioneritas data runtun waktu dapat dilakukan dengan uji akar unit (*unit root*) menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Data yang tidak stasioner akan memiliki akar-akar unit, sedangkan data yang stasioner tidak akan memiliki akar-akar unit. Parameter *autoregressive* yang akan diuji diperoleh berdasarkan model AR(1) berikut (Wei, 2006).

$$Y_1 = \Phi Y_{t-1} + \varepsilon_1. \tag{2.1}$$

Selanjutnya, persamaan (2.1) dikurangi dengan Y_{t-1} pada masing-masing ruas menjadi :

$$\begin{aligned} Y_t - Y_{t-1} &= \Phi Y_{t-1} - Y_{t-1} + \varepsilon_1 \\ \Delta Y_t &= (\Phi - 1) Y_{t-1} + \varepsilon_1 \\ \Delta Y_t &= \Phi^* Y_{t-1} + \varepsilon_1. \end{aligned} \tag{2.2}$$

Pengujian hipotesis terhadap parameter pada persamaan (2.2) untuk mengetahui keberadaan akar unit menggunakan uji ADF adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

H_0 : $\Phi^* \geq 0$ (data tidak stasioner)

H_1 : $\Phi^* < 0$ (data stasioner)

Statistik uji ADF :

$$t_{hitung} = \frac{\Phi - 1}{SE(\Phi)}. \quad (2.3)$$

Keterangan :'

Φ : nilai duga parameter *autoregressive* (AR),

$SE(\Phi)$: standar *error* Φ.

dengan :

$$SE(\Phi) = [\hat{\sigma}_e^2 (\sum_{t=1}^{n} Y_{t-1}^2)]^{\frac{1}{2}}. \quad (2.4)$$

$$\hat{\sigma}_e^2 = \sum_{t=1}^{n} \frac{(Y_t - \Phi Y_{t-1})}{n-1}. \quad (2.5)$$

Kriteria Pengujian :

Pengambilan keputusan dilakukan dengan membandingkan nilai t_{hitung} dengan nilai kritis dari tabel *Dickey Fuller*. Hipotesis H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{(n,\alpha)}$ atau jika nilai $p - value < \alpha$, yang menunjukkan bahwa data telah stasioner.

Jika data *time series* tidak stasioner, maka perlu dilakukan pembeda atau *differencing* untuk menstasionerkan data tersebut. Proses *differencing* pertama dengan d=1 pada data *time series* dapat didefinisikan sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008).

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}. \quad (2.6)$$

dengan :

ΔY_t : *differencing* orde 1,

t : waktu,

Y_t : data pengamatan ke-t,

Y_{t-1} : data pengamatan ke-$(t-1)$.

Proses *differencing* orde 1 (ΔY_t) dapat didefinisikan sebagai perbedaan antara data pengamatan ke-t (Y_t) dan data pengamatan ke-$(t-1)$ (Y_{t-1}) (Li et al., 2023).

2.3 Penentuan *Lag* Optimal

Penentuan *lag* optimal pada data *time series* penting dilakukan untuk menangkap pengaruh dari setiap variabel terhadap variabel lain. Penentuan panjang *lag* (*p*) yang optimal dapat dilakukan berdasarkan kriteria informasi yang tersedia, salah satunya yang dapat dipilih adalah kriteria informasi berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion Corrected* (AICC) terkecil yang diperoleh dari orde *autoregressive* model VAR(*p*) (Kirchgassner & Wolters, 2007). AICC merupakan pengembangan dari AIC. Menurut Wei (2006) nilai AIC dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$AIC(p) = n\,log\left(\frac{JKS}{n}\right) + 2k. \tag{2.7}$$

Keterangan :

k : banyaknya parameter dalam model,

n : banyak pengamatan,

JKS : jumlah kuadrat sisaan.

Sedangkan persamaan untuk AICC dapat dituliskan sebagai berikut (Hurvich & Tsai, 2008).

$$AICC = n\,log(2\pi) + n\,log(\hat{\sigma}_e^2) + n + 2\frac{n(k+1)}{n-k-2}. \tag{2.8}$$

Keterangan :

$\hat{\sigma}_e^2$: dugaan varians (ragam) galat,

n : banyak pengamatan,

k : banyak parameter yang diduga.

Keunggulan AICC terletak pada kemampuannya untuk memperhitungkan ukuran sampel dan jumlah parameter yang diestimasi, sehingga menghasilkan penilaian yang lebih tepat. Hal ini membantu mencegah *overfitting* dan memastikan bahwa model yang dihasilkan cukup akurat dalam menggambarkan data deret waktu, sehingga menghasilkan keputusan yang lebih baik dalam pemilihan model (Hurvich & Tsai, 2008).

2.4 *Vector Autoregressive* (VAR)

Model VAR merupakan model *time series* yang digunakan untuk menganalisis hubungan seacara simultan antara beberapa variabel dalam deret waktu. Model ini merupakan pengembangan dari model *Autoregressive* (AR) pada deret waktu univariat. Pada model VAR, deret waktu $\mathbf{Y_1}, \mathbf{Y_2}, \ldots \mathbf{Y_N}$ menunjukkan variabel yang digunakan lebih dari satu variabel. Identifikasi model VAR dilakukan dengan menentukan parameter orde waktu *p* berdasarkan panjang *lag* optimal yang menjelaskan keterkaitan antara pengamatan suatu variabel pada waktu tertentu dengan pengamatan pada variabel itu sendiri dan variabel lain pada waktu sebelumnya (Zullah et al., 2022). Bentuk umum model VAR(*p*) sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\mathbf{Y_t} = \mathbf{\Phi_0} + \mathbf{\Phi_1 Y_{t-1}} + \ldots + \mathbf{\Phi_p Y_{t-p}} + \boldsymbol{\varepsilon_t}. \tag{2.9}$$

dengan :

$\mathbf{Y_t}$: vektor Y pada waktu ke-*t* yang berukuran $(n \times 1)$,

$\mathbf{Y_{t-i}}$: vektor Y pada waktu ke- $(t - i)$, i = 1,2,…,*p* berukuran $(n \times 1)$,

$\mathbf{\Phi_0}$: vektor konstanta berukuran $(n \times 1)$,

$\mathbf{\Phi_i}$: matriks parameter variabel berukuran $(n \times n)$ untuk setiap i = 1,2,…,*p*,

$\boldsymbol{\varepsilon_t}$: vektor residual pada saat *t* berukuran $(n \times 1)$.

Apabila data yang digunakan stasioner pada tingkat *differencing* dan terdapat kointegrasi, maka model VAR dapat digabungkan dengan model *error correction* sehingga menjadi model *Vector Error Correction Model* (VECM) (Asteriou & Hall, 2007).

2.5 Uji Kointegrasi

Konsep kointegrasi pertama kali diperkenalkan oleh Engle dan Granger yang berkaitan erat dengan penentuan hubungan atau keseimbangan jangka panjang antara variabel dalam deret waktu. Ketika data dalam deret waktu terkointegrasi,

hal ini menunjukkan adanya hubungan jangka panjang di antara variabel-variabel tersebut (Engle & Granger, 1987). Salah satu metode yang umum digunakan untuk pengujian kointegrasi dalam deret waktu adalah *Johansen's Co-integration Test* (Putri et al., 2023). Adapun metode pengujian kointegrasi dapat ditentukan dengan dua uji stastistik, yaitu uji *trace* dan uji *maximum eigen value* sebagai berikut (Usman, et al., 2022).

2.5.1 Uji *Trace*

Hipotesis :

H_0 : tidak ada hubungan kointegrasi $(r = 0)$

H_1 : ada hubungan kointegrasi $(r > 0)$

Stastistik uji :

$$\mathbf{Tr(r)} = -n \sum_{i=r+1}^{N} ln(1 - \hat{\lambda}_i). \qquad (2.10)$$

dimana

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

n : jumlah pengamatan

N : jumlah variabel endogen

Kriteria Pengujian :

H_0 ditolak jika statistik uji *trace* lebih besar dari nilai kritis pada tingkat signifikansi α, atau jika nilai $p - value < \alpha$.

2.5.2 Uji *Maximum Eigen Value*

Hipotesis :

H_0 : tidak ada hubungan kointegrasi $(r = 0)$

H_1 : ada hubungan kointegrasi $(r > 0)$

Statistik uji :

$$\lambda_{max} = -n\ ln(1 - \hat{\lambda}_i). \qquad (2.11)$$

dimana

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

n : jumlah pengamatan

Kriteria Pengujian :

H_0 ditolak jika statistik uji *eigen value* lebih besar dari nilai kritis pada tingkat signifikansi α, atau jika nilai $p - value < \alpha$.

2.6 *Vector Error Correction Model (VECM)*

Model VECM merupakan perluasan dari model VAR (Wei, 2019). VECM adalah model yang menggabungkan model VAR dengan *Error Correction Model* (ECM) (Asteriou & Hall, 2007). Model VECM memungkinkan penyesuaian terhadap ketidakseimbangan jangka pendek untuk mencapai keseimbangan jangka panjang melalui proses *error correction* (Engle & Granger, 1987). Proses ini bertujuan memperbaiki ketidakseimbangan tersebut dengan mengarahkan variabel-variabel kembali ke kondisi keseimbangan jangka panjangnya yang menjadikan model ini berguna dalam menganalisis hubungan jangka panjang dan jangka pendek antara variabel yang terkait (Enders, 2015). Model VECM digunakan pada saat data penelitian tidak stasioner dan terdapat hubungan kointegrasi (Putri et al., 2023). Oleh karena ada hubungan kointegrasi secara linier, model VAR berubah menjadi model VECM. Model VECM diperoleh dari model VAR dengan mengurangi persamaan (2.9) dengan Y_{t-1} dari kedua sisi, sehingga diperoleh bentuk umum model VECM(p) adalah sebagai berikut.

$$\Delta \mathbf{Y_t} = \mathbf{c} + \mathbf{\Pi Y_{t-1}} + \sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathbf{p-1}} \mathbf{\Gamma_i}\, \Delta \mathbf{Y_{t-i}} + \boldsymbol{\varepsilon}_\mathbf{t}. \qquad (2.12)$$

dimana

$\Delta \mathbf{Y_t}$: vektor *differencing* orde 1 variabel *Y* waktu ke-*t*

$\mathbf{c}$: vektor konstanta berukuran $(n \times 1)$

$\mathbf{Y_{t-1}}$: vektor Y dengan *lag* ke-1 berukuran$(n \times 1)$

$\boldsymbol{\varepsilon}_\mathbf{t}$: vektor residual berukuran $nx1$

$\mathbf{\Pi}$: matriks koefisien kointegrasi dengan $\mathbf{\Pi} = \boldsymbol{\alpha\beta'}$

$\boldsymbol{\alpha}$: vektor *adjustmen* berukuran $(n \times 1)$

$\boldsymbol{\beta}$: vektor kointegrasi (*long-run parameter*) berukuran $(n \times 1)$

$\boldsymbol{\Gamma_i}$: matriks koefisien variabel endogen ke-*i* berukuran $(n \times n)$.

Misalkan terdapat empat variabel endogen $\boldsymbol{Y_1, Y_2, Y_3}$, dan $\boldsymbol{Y_4}$, maka bentuk VECM(1) adalah sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} \Delta Y_{1,t} \\ \Delta Y_{2,t} \\ \Delta Y_{3,t} \\ \Delta Y_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{01} \\ c_{02} \\ c_{03} \\ c_{04} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Pi_{11} & \Pi_{12} & \Pi_{13} & \Pi_{14} \\ \Pi_{21} & \Pi_{22} & \Pi_{23} & \Pi_{24} \\ \Pi_{31} & \Pi_{32} & \Pi_{33} & \Pi_{34} \\ \Pi_{41} & \Pi_{42} & \Pi_{43} & \Pi_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{1,t-1} \\ Y_{2,t-1} \\ Y_{3,t-1} \\ Y_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \Gamma_{13} & \Gamma_{14} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} & \Gamma_{23} & \Gamma_{24} \\ \Gamma_{31} & \Gamma_{32} & \Gamma_{33} & \Gamma_{34} \\ \Gamma_{41} & \Gamma_{42} & \Gamma_{43} & \Gamma_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta Y_{1,t-1} \\ \Delta Y_{2,t-1} \\ \Delta Y_{3,t-1} \\ \Delta Y_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \\ \varepsilon_{3,t} \\ \varepsilon_{4,t} \end{bmatrix}. \tag{2.13}$$

2.7 *Vector Error Correction Model With Exogenous* (VECMX)

Pada model VECM, semua variabel dapat dianggap sebagai variabel endogen. Jika variabel eksogen ditambahkan, maka model yang digunakan disebut *Vector Error Correction Model With Exogenous Variables* (VECMX) (Usman, et al., 2022). Dalam model VECM, pertimbangan terhadap nilai deterministik juga dimungkinkan, di mana nilai deterministik (Dt) dapat berupa konstanta, tren linier, dan variabel *dummy* musiman. Namun, pada VECMX terdapat variabel eksogen sebagai regresor tambahan dengan beberapa *lag*-nya (Seo, 1999). VECMX merupakan model yang melibatkan variabel *predetermine*, di mana variabel tersebut mencakup variabel eksogen baik eksogen saat ini maupun waktu lampau (*lagged exogenous*), serta variabel endogen waktu lampau (*lagged endogenous*). VECMX juga dikenal sebagai model persamaan simultan karena memiliki lebih dari satu persamaan (Putri et al., 2023). Model VECMX(*p*,*s*) dengan *p* sebagai *lag* variabel endogen dan *s* sebagai *lag* variabel eksogen, memiliki bentuk umum sebagai berikut (Seo, 1999).

$$\Delta \mathbf{Y_t} = \mathbf{c} + \mathbf{\Pi Y_{t-1}} + \sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathbf{p-1}} \mathbf{\Gamma_i}\, \Delta \mathbf{Y_{t-i}} + \sum_{\mathbf{j=0}}^{\mathbf{s}} \mathbf{\Phi_j}\, \Delta \mathbf{X_{t-j}} + \boldsymbol{\varepsilon_t}. \tag{2.14}$$

dimana

$\Delta \mathbf{Y_t}$: vektor *differencing* orde 1 variabel endogen waktu ke-*t*

$\mathbf{c}$: vektor intersep berukuran $(n \times 1)$

$\mathbf{Y_{t-1}}$: vektor peubah endogen dengan *lag* ke-1 berukuran$(n \times 1)$

$\boldsymbol{\varepsilon_t}$: vektor residual berukuran $nx1$

$\mathbf{\Pi}$: matriks koefisien kointegrasi dengan $\mathbf{\Pi} = \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{\beta}'$

$\boldsymbol{\alpha}$: vektor *adjustment* berukuran $(n \times r)$

$\boldsymbol{\beta}$: vektor kointegrasi (*long-run parameter*) berukuran $(n \times r)$

$\mathbf{\Gamma_i}$: matriks koefisien variabel endogen ke-i berukuran $(n \times n)$

$\mathbf{\Phi_j}$: matriks koefisien variabel eksogen ke-j berukuran $(r \times n)$

$\Delta\mathbf{X_t}$: vektor variabel eksogen waktu ke-t

Misalkan terdapat empat variabel endogen Y_1, Y_2, Y_3, dan Y_4, dan satu variabel eksogen X_1 maka bentuk VECMX(1,1) adalah sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix}\Delta\mathbf{Y_{1,t}}\\ \Delta\mathbf{Y_{2,t}}\\ \Delta\mathbf{Y_{3,t}}\\ \Delta\mathbf{Y_{4,t}}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\mathbf{c_{01}}\\ \mathbf{c_{02}}\\ \mathbf{c_{03}}\\ \mathbf{c_{04}}\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\mathbf{\Pi_{11}} & \mathbf{\Pi_{12}} & \mathbf{\Pi_{13}} & \mathbf{\Pi_{14}}\\ \mathbf{\Pi_{21}} & \mathbf{\Pi_{22}} & \mathbf{\Pi_{23}} & \mathbf{\Pi_{24}}\\ \mathbf{\Pi_{31}} & \mathbf{\Pi_{32}} & \mathbf{\Pi_{33}} & \mathbf{\Pi_{34}}\\ \mathbf{\Pi_{41}} & \mathbf{\Pi_{42}} & \mathbf{\Pi_{43}} & \mathbf{\Pi_{44}}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\mathbf{Y_{1,t-1}}\\ \mathbf{Y_{2,t-1}}\\ \mathbf{Y_{3,t-1}}\\ \mathbf{Y_{4,t-1}}\end{bmatrix}$$
$$+ \begin{bmatrix}\mathbf{\Gamma_{11}} & \mathbf{\Gamma_{12}} & \mathbf{\Gamma_{13}} & \mathbf{\Gamma_{14}}\\ \mathbf{\Gamma_{21}} & \mathbf{\Gamma_{22}} & \mathbf{\Gamma_{23}} & \mathbf{\Gamma_{24}}\\ \mathbf{\Gamma_{31}} & \mathbf{\Gamma_{32}} & \mathbf{\Gamma_{33}} & \mathbf{\Gamma_{34}}\\ \mathbf{\Gamma_{41}} & \mathbf{\Gamma_{42}} & \mathbf{\Gamma_{43}} & \mathbf{\Gamma_{44}}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\Delta\mathbf{Y_{1,t-1}}\\ \Delta\mathbf{Y_{2,t-1}}\\ \Delta\mathbf{Y_{3,t-1}}\\ \Delta\mathbf{Y_{4,t-1}}\end{bmatrix} +$$
$$\begin{bmatrix}\mathbf{\Phi_{11,0}}\\ \mathbf{\Phi_{21,0}}\\ \mathbf{\Phi_{31,0}}\\ \mathbf{\Phi_{41,0}}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\Delta\mathbf{X_{1,t}}\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\mathbf{\Phi_{11,1}}\\ \mathbf{\Phi_{21,1}}\\ \mathbf{\Phi_{31,1}}\\ \mathbf{\Phi_{41,1}}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\Delta\mathbf{X_{1,t-1}}\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\boldsymbol{\varepsilon}_{1,t}\\ \boldsymbol{\varepsilon}_{2,t}\\ \boldsymbol{\varepsilon}_{3,t}\\ \boldsymbol{\varepsilon}_{4,t}\end{bmatrix}. \quad (2.15)$$

2.8 Estimasi Parameter Model VECM(*p*) dan VECMX(*p,s*)

Setelah mengidentifikasi model dan menetapkan orde dari model VECM(*p*) dan VECMX(*p,s*), maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter model tersebut. Terdapat beberapa metode umum yang digunakan untuk melakukan estimasi parameter, diantarnya metode *Ordinary Least Square* (OLS) (Tsay, 2014), metode langsung dari Yule-Walker, dan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Wei, 2019).

2.8.1 *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)

Menurut Florens et al. (2007), metode MLE dianggap sebagai pendekatan terbaik dalam menghasilkan estimasi parameter karena mampu memberikan hasil yang

optimal dibandingkan dengan metode OLS. Selain itu, keunggulan lainnya dari metode MLE adalah ketersediaan alat perhitungan yang memadai serta kriteria yang lebih sesuai dari *log-likelihood* jika dibandingkan dengan *Least Squares*. Beberapa pendekatan telah dikembangkan untuk memaksimalkan perkiraan dari fungsi *log-likelihood* multivariat agar dapat mencapai estimasi yang efisien (Florens et al., 2007). Efisiensi estimasi ini penting karena bertujuan untuk meminimalkan kesalahan antara nilai estimasi dan parameter aktual. Oleh karena itu, untuk data yang cukup besar, estimasi menggunakan metode yang memaksimumkan fungsi *likelihood* menjadi pilihan yang paling tepat (Okky & Setiawan, 2012).

Berdasarkan bentuk umum model VECM pada persamaan (2.12), estimasi parameter model VECM menggunakan MLE secara matematis untuk sampel berukuran T adalah sebagai berikut (Lutkepohl, 2005).

$$\mathrm{L}(\mathbf{D}|\mathbf{\Pi},\mathbf{\Gamma},\mathbf{\Sigma}) = f(\mathrm{Y}_1)f(\mathrm{Y}_2)\dots f(\mathrm{Y}_\mathrm{T}). \tag{2.16}$$

$$\mathrm{L}(\mathbf{D}|\mathbf{\Pi},\mathbf{\Gamma},\mathbf{\Sigma}) = \prod_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{T}} \frac{1}{2\pi^{\mathrm{k}/2}\Sigma^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}[(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})\Sigma_{\mathrm{u}}^{-1}(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})']\right). \tag{2.17}$$

$$\mathrm{L}(\mathbf{D}|\mathbf{\Pi},\mathbf{\Gamma},\mathbf{\Sigma}) = \frac{1}{2\pi^{\mathrm{k}/2}\Sigma^{\mathrm{T}/2}} exp\left(-\frac{1}{2}[(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})\Sigma_{\mathrm{u}}^{-1}(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})']\right). \tag{2.18}$$

$$\mathrm{L}(\mathbf{D}|\mathbf{\Pi},\mathbf{\Gamma},\mathbf{\Sigma}) = \frac{1}{2\pi^{\mathrm{k}/2}\Sigma^{\mathrm{T}/2}} exp\left(-\frac{1}{2}\mathrm{tr}[\Sigma_{\mathrm{u}}^{-1}(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})'(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})]\right). \tag{2.19}$$

Fungsi *log lokelihood* untuk model VECM adalah sebagai berikut.

$$\ln l = -\frac{kT}{2}\ln 2\pi - \frac{T}{2}\ln|\Sigma_u| - \frac{1}{2}tr[\Sigma_{\mathrm{u}}^{-1}(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})'(\Delta\mathbf{Y} - \mathbf{\Pi Y_{t-1}} - \mathbf{\Gamma}\Delta\mathbf{X})]. \tag{2.20}$$

Untuk metode MLE, tidak diasumsikan bahwa β sudah dinormalisasi. Asumsi $rk(\Pi) = r$ yang mengimplikasikan bahwa matriks tersebut dapat direpresentasikan sebagai $\Pi = \alpha\beta'$, dimana α dan β adalah matriks $(K \times r)$ dengan $rk(\alpha) = rk(\beta) = r$. Dalam proposisi ini, diberikan estimator ML yang tidak hanya mengestimasi parameter tetapi juga mempertimbangkan sifat-sifat asimtotiknya, yang menggambarkan perilaku estimator saat ukuran sampel *T* cenderung ke tak terbatas.

Proposisi 1.

Misalkan $M \coloneqq I_T - \Delta\mathrm{X}'(\Delta\mathrm{X}\Delta\mathrm{X}')^{-1}\Delta\mathrm{X}$, dan $R_0 \coloneqq \Delta\mathrm{YM}$, dan $R_1 \coloneqq Y_{-1}\mathrm{M}$. seperti sebelumnya dan didefiniskan

$S_{ij} \coloneqq R_i R_j'/T, \qquad i = 0,1,$

$\lambda_1 \geq \cdots \geq \lambda_K$ adalah *eigenvalues* dari $S_{11}^{-1/2}S_{10}S_{00}^{-1}S_{01}S_{11}^{-1/2}$,

dan

$v_1, \ldots, v_K$ adalah *orthonormal eigen vector* yang bersesuaian.

Fungsi *log-likelihood* pada persamaan (2.20) dimaksimalkan untuk

$\beta = \tilde{\beta} \coloneqq [v_1, \ldots, v_r]' S_{11}^{-1/2},$

$\alpha = \tilde{\alpha} \coloneqq \Delta Y M Y_{-p}' \tilde{\beta}\left(\tilde{\beta}' Y_{-1} M Y_{-1}' \tilde{\beta}\right)^{-1},$

$\Gamma = \tilde{\Gamma} \coloneqq (\Delta Y - \tilde{\alpha}\tilde{\beta}' Y_{-1})\Delta X'(\Delta X \Delta X')^{-1},$

$\Sigma_u = \tilde{\Sigma}_u \coloneqq (\Delta Y - \tilde{\alpha}\tilde{\beta}' Y_{-1} - \tilde{\Gamma}\Delta X)\left(\Delta Y - \tilde{\alpha}\tilde{\beta}' Y_{-1} - \tilde{\Gamma}\Delta X\right)'/T.$

Maka fungsi *log-likelihood* maksimum menjadi

$$\max \ln l = -\frac{KT}{2}\ln 2\pi - \frac{T}{2}\left[\ln|S_{00}| + \sum_{i=1}^{r}\ln(1-\lambda_i)\right] - \frac{KT}{2}. \qquad (2.21)$$

Untuk α dan β tetap, maksimun ln *l* dicapai untuk

$$\tilde{\Gamma}(\alpha\beta') = (\Delta Y - \alpha\beta' Y_{-1})\Delta X'(\Delta X \Delta X')^{-1}. \qquad (2.22)$$

(Lutkepohl, 2005).

2.9 Diagnosa Model

Diagnosa model merupakan langkah penting dalam menganalisis kelayakan model terhadap data yang digunakan. Hal ini mencakup evaluasi terhadap berbagai aspek, seperti stabilitas model, normalitas residual, dan independensi residual. Melalui diagnosa model, dapat memastikan bahwa model yang digunakan sesuai dengan asumsi dasar yang diperlukan untuk analisis yang tepat. Dengan demikian, hasil analisis yang dihasilkan dapat diandalkan dan relevan untuk kebutuhan pemodelan dan peramalan. Berikut adalah langkah-langkah umum dalam melakukan diagnosa model.

2.9.1 Uji Stabilitas

Stabilitas model VECM(*p*) dan VECMX(*p*,*s*) dapat diamati melalui *inverse roots* karakteristik AR dari polinomial VAR(*p*). Stabilitas ini sangat penting karena model yang tidak stabil dapat menghasilkan peramalan yang tidak akurat dan tidak konsisten. Model $\mathbf{Y_t}$ pada persamaan (2.9) dapat didefiniskan sebagai proses stokastik berikut.

$$\mathbf{y_t} = \mathbf{c} + \emptyset_{\mathbf{1}}\mathbf{y_{t-1}} + \cdots + \emptyset_{\mathbf{p}}\mathbf{y_{t-p}} + \boldsymbol{\varepsilon}_{\mathbf{t}}. \tag{2.23}$$

Jika mekanisme ini dimulai pada periode waktu tertentu, misalnya pada saat $t = 1$, maka akan diperoleh :

$$\begin{aligned} y_1 &= \mathrm{c} + \emptyset_1 \mathrm{y}_0 + \varepsilon_1 \\ y_2 &= \mathrm{c} + \emptyset_1 \mathrm{y}_1 + \varepsilon_2 \\ &= \mathrm{c} + \emptyset_1 (c + \emptyset_1 \mathrm{y}_0 + \varepsilon_1) + \varepsilon_2 \\ &= (I_K + \emptyset_1)c + \emptyset_1^2 y_0 + \emptyset_1 \varepsilon_2 \\ &\vdots \\ \boldsymbol{y_t} &= \left(\boldsymbol{I_K} + \emptyset_{\mathbf{1}} + \cdots + \emptyset_{\mathbf{1}}^{\boldsymbol{j}}\right)\boldsymbol{c} + \emptyset_{\mathbf{1}}^{\boldsymbol{j}}\boldsymbol{y_{t-j-1}} + \textstyle\sum_{\boldsymbol{i=0}}^{\boldsymbol{j}} \emptyset_{\mathbf{1}}^{\boldsymbol{j}}\boldsymbol{\varepsilon_{t-1}}. \end{aligned} \tag{2.24}$$

Jika semua nilai eigen dari $\emptyset_1$ memiliki modulus kurang dari sama dengan 1, maka model $\boldsymbol{y_t}$ adalah suatu proses stokastik yang didefinisikan sebagai berikut.

$$\boldsymbol{y_t} = \boldsymbol{\mu} + \textstyle\sum_{\boldsymbol{i=0}}^{\infty} \emptyset_{\mathbf{1}}{}^{\boldsymbol{i}}\, \boldsymbol{\varepsilon_{t-i}}, \boldsymbol{t} = \cdots - \mathbf{1}, \mathbf{0}, \mathbf{1}, \ldots \tag{2.25}$$

dimana

$\boldsymbol{y_t}$: elemen vektor *y* pada waktu *t* berukuran $n \times 1$

$\boldsymbol{\emptyset_1}$: matriks elemen $(n \times n)$ yang merupakan koefisien dari vektor y_{t-1}, ---- untuk $i = 1,2, \dots, p$.

$\boldsymbol{\mu}$: $\boldsymbol{(I_K + \emptyset_1)^{-1} v.}$

Menurut Lutkepohl (2005), proses $\mathbf{y_t}$ stabil jika dan hanya jika determinan dari polinomial karakteristik AR, yaitu

$$\det(\mathbf{I_K} - \emptyset_\mathbf{z}) \neq 0 \text{ untuk } |\mathbf{z}| \leq 1$$

Polinomial karakteristik AR dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$\det(\mathbf{I_K} - \emptyset_\mathbf{z}) = \det(\mathbf{I_K} - \emptyset_\mathbf{1}\mathbf{z} - \cdots - \emptyset_\mathbf{p}\mathbf{z^p}). \quad (2.26)$$

Sehingga,

$$\det(\mathbf{I_K} - \emptyset_\mathbf{1}\mathbf{z} - \cdots - \emptyset_\mathbf{p}\mathbf{z^p}) \neq 0 \text{ untuk } |\mathbf{z}| \leq 1$$

Proses $\mathbf{y_t}$ stabil jika jika semua akar-akarnya memiliki modulus kurang dari atau sama dengan satu (≤ 1) dan semuanya terletak di dalam lingkaran satuan (*circle unit*).

2.9.2 Uji Normalitas Residual

Uji normalitas digunakan untuk menentukan apakah suatu model berdistribusi normal atau tidak. Uji normalitas residual tidak menguji data secara langsung tetapi menguji nilai residualnya. Salah satu uji statistik yang umum digunakan untuk menguji normalitas residual adalah uji *Jarque-Bera*. Menurut Gujarati (2007), uji *Jarque Bera* menggunakan koefisien kemiringan (*skewness*) dan keruncingan (*kurtosis*) untuk menentukan normalitas. Uji ini dilakukan dengan membandingkan statistik *Jarque-Bera* (*JB*) dengan nilai tabel $X^2 Chi - Square$. Pengujian normalitas residual dengan uji *Jarque-Bera* adalah sebagai berikut (Gujarati, 2007).

Hipotesis :

H_0 : residual berdistribusi normal

H_1 : residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji :

$$JB = \frac{n}{6}\left[S^2 + \frac{(K-3)^2}{4}\right]. \quad (2.27)$$

dengan

JB : statistik uji *Jarque-Bera*

n : ukuran jumlah data

S : koefisien *skewness*

K : koefisien kurtosis

Kriteria Pengujian :

H_0 ditolak jika nilai uji *Jarque-Bera* yang dihasilkan lebih dari nilai kritis pada tabel $X^2 Chi - Square\ (JB > X^2)$ atau jika nilai $p - value < \alpha$ pada tingkat signifikansi α yang menunjukkan bahwa residual tidak berdistribusi normal.

2.9.3 Uji *White Noise*

Uji *White Noise* bertujuan untuk mengetahui apakah residual dari masing-masing data saling independen atau tidak. Uji multivariat *Portmanteu* adalah generalisasi dari uji *Ljung-Box* yang digunakan untuk menguji *white noise* dari residual model. Pengujian *white noise* residual dengan uji *Portmanteu* adalah sebagai berikut (Yulianti et al., 2020).

Hipotesis :

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_k = 0$ (independen)

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_k \neq 0, k = 1,2, \ldots, K$ (tidak independen)

Statistik uji :

$$\mathbf{Q_h} = T \sum_{k=1}^{K} tr\,(\mathbf{\hat{C}_1'}, \mathbf{\hat{C}_0^{-1}\hat{C}_1'^{T}\hat{C}_0^{-1}}) \quad (2.28)$$

dimana $\mathbf{\hat{C}_1'} = \mathbf{T^{-1}} \sum_{\mathbf{k=1}}^{\mathbf{K}} \mathbf{\hat{e}_t \hat{e}_{t-1}}$ dengan $\hat{e}_t$ merupakan penduga residual, *T* adalah ukuran sampel dan *k* adalah banyak *lag.*

Kriteria Pengujian :

Pada tingkat signifikan α, H_0 akan ditolak jika $\mathbf{Q_h} \geq \chi^2_{(K^2h,\alpha)}$ atau jika $p - value < \alpha$**,** artinya residual tidak memenuhi asumsi *white noise.*

2.10 Validasi Model

Salah satu metode evaluasi yang dapat digunakan untuk validasi model VECM(*p*) dan VECMX(*p,s*) yang valid dengan mempertimbangkan nilai *error* yang dihasilkan adalah menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). Menurut Wei (2006) model yang memiliki nilai RMSE terkecil cenderung memberikan hasil peramalan yang lebih akurat. RMSE dapat ditentukan dengan rumusan sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(\mathbf{Y_t} - \widehat{\mathbf{Y}}_\mathbf{t}\right)^2}. \qquad (2.29)$$

dengan *n* merupakan jumlah pengamatan, $\mathbf{Y_t}$ merupakan data aktual, dan $\widehat{\mathbf{Y}}_\mathbf{t}$ merupakan data hasil peramalan. Nilai RMSE bervariasi antara 0 sampai ∞. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik dan akurat model tersebut untuk digunakan (Wei, 2019).

2.11 Kausalitas Granger

Uji Kausalitas Granger dilakukan bertujuan untuk mengevaluasi hubungan timbal balik antara variabel dalam model VAR. Adanya hubungan antar variabel tidak menunjukkan adanya kausalitas atau pengaruh, sehingga perlu dilakukan uji kausalitas untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh satu arah maupun dua arah pada variabel-variabel tersebut (Granger, 1969). Alasan Granger mengusulkan definisi ini adalah bahwa jika suatu peristiwa *Y* menjadi penyebab dari peristiwa *X*, maka peristiwa *Y* seharusnya terjadi sebelum peristiwa *X* (Hamilton, 1994). Jika variabel *X* menyebabkan variabel *Y* yang berarti nilai *Y* pada periode sekarang dapat dijelaskan oleh nilai *Y* pada periode sebelumnya dan nilai *X* pada periode sebelumnya. Dengan menggunakan tes ini maka hasil estimasi akan menunjukkan kemungkinan-kemungkinan sebagai berikut (Gujarati, 2007).

a. Hubungan kausalitas satu arah dari *Y* ke *X* yang disebut sebagai *unidirectional causality from Y to X*.

b. Hubungan kausalitas satu arah dari *X* ke *Y* yang disebut sebagai *unidirectional causality from X to Y*.
c. Kausalitas dua arah atau sering mempengaruhi (*bidirectional causality*).
d. Tidak terdapat hubungan saling ketergantungan (*no causality*).

Untuk menguji pola kausalitas Granger dapat dilakukan dengan melakukan uji *F*, dimana langkah-langkah hipotesis yang digunakan sebagai berikut.

Hipotesis :

H_0 : tidak ada hubungan kausal antar variabel.

H_1 : terdapat setidaknya satu variabel memiliki pengaruh kausal terhadap variabel lainnya.

Statistik uji :

$$F - Test = \frac{(RSS_0 - RSS_1)/p}{RSS_1/(T-2-1)}. \quad (2.30)$$

dengan

RSS_0 : jumlah kuadrat residual dari model univariat VAR

RSS_1 : jumlah kuadrat residual dari model VAR

T : jumlah data

Kriteria Pengujian :

H_0 ditolak jika $F - Test > F_{tabel}$ atau jika nilai $p - value < \alpha$.

2.12 *Impulse Response Function* (IRF)

Salah satu metode yang digunakan untuk mengevaluasi respon variabel endogen terhadap *shock* yang disebabkan oleh variabel lain dalam model VAR/VECM adalah melalui Analisis Respons Impuls (IRF) (Pindyck & Rubinfield, 1998). IRF digunakan untuk memahami struktur dinamis model dengan menggambarkan bagaimana variabel merespons terhadap *shock* dalam *error term*, yang diukur dengan standar deviasi dalam model VAR/VECM (Gujarati, 2007). IRF memungkinkan untuk melihat bagaimana variabel saling berinteraksi dalam sistem model. Analisis dapat dilakukan menggunakan grafik IRF yang

memungkinkan visualisasi respon variabel dalam sistem model terhadap *shock*. Misal digunakan empat variabel dalam bentuk persamaan VAR sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y_{1t}} \\ \mathbf{y_{2t}} \\ \mathbf{y_{3t}} \\ \mathbf{y_{4t}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{a_{10}} \\ \mathbf{a_{20}} \\ \mathbf{a_{30}} \\ \mathbf{a_{40}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{a_{11}} & \mathbf{a_{12}} & \mathbf{a_{13}} & \mathbf{a_{14}} \\ \mathbf{a_{21}} & \mathbf{a_{22}} & \mathbf{a_{23}} & \mathbf{a_{24}} \\ \mathbf{a_{31}} & \mathbf{a_{32}} & \mathbf{a_{33}} & \mathbf{a_{34}} \\ \mathbf{a_{41}} & \mathbf{a_{42}} & \mathbf{a_{43}} & \mathbf{a_{44}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{y_{1t-1}} \\ \mathbf{y_{2t-1}} \\ \mathbf{y_{3t-1}} \\ \mathbf{y_{4t-1}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e_{1t}} \\ \mathbf{e_{2t}} \\ \mathbf{e_{3t}} \\ \mathbf{e_{4t}} \end{bmatrix}. \quad (2.31)$$

Menggunakan persamaan model VAR, diasumsikan bahwa bentuk umum tersebut mencapai kestabilan saat $\mathbf{y_t} = \boldsymbol{\mu} + \sum_{\mathbf{i-0}}^{\infty} \mathbf{A_1^i e_{t-i}}$ dengan

$$\mathbf{y_t} = \begin{bmatrix} \mathbf{y_{1t}} \\ \mathbf{y_{2t}} \\ \mathbf{y_{3t}} \\ \mathbf{y_{4t}} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{1t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{2t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{3t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{4t}} \end{bmatrix}, \textbf{ dan } \mathbf{A_1} = \begin{bmatrix} \mathbf{a_{11}} & \mathbf{a_{12}} & \mathbf{a_{13}} & \mathbf{a_{14}} \\ \mathbf{a_{21}} & \mathbf{a_{22}} & \mathbf{a_{23}} & \mathbf{a_{24}} \\ \mathbf{a_{31}} & \mathbf{a_{32}} & \mathbf{a_{33}} & \mathbf{a_{34}} \\ \mathbf{a_{41}} & \mathbf{a_{42}} & \mathbf{a_{43}} & \mathbf{a_{44}} \end{bmatrix}. \quad (2.32)$$

Sehingga diperoleh

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y_{1t}} \\ \mathbf{y_{2t}} \\ \mathbf{y_{3t}} \\ \mathbf{y_{4t}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{1t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{2t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{3t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{4t}} \end{bmatrix} + \sum_{\mathbf{i=0}}^{\infty} \begin{bmatrix} \mathbf{a_{11}} & \mathbf{a_{12}} & \mathbf{a_{13}} & \mathbf{a_{14}} \\ \mathbf{a_{21}} & \mathbf{a_{22}} & \mathbf{a_{23}} & \mathbf{a_{24}} \\ \mathbf{a_{31}} & \mathbf{a_{32}} & \mathbf{a_{33}} & \mathbf{a_{34}} \\ \mathbf{a_{41}} & \mathbf{a_{42}} & \mathbf{a_{43}} & \mathbf{a_{44}} \end{bmatrix}^{\mathbf{i}} \begin{bmatrix} \mathbf{e_{1t}} \\ \mathbf{e_{2t}} \\ \mathbf{e_{3t}} \\ \mathbf{e_{4t}} \end{bmatrix}. \quad (2.33)$$

Persamaan (2.31) menunjukkan bahwa variabel $\{\mathbf{y_{1t}}\}, \{\mathbf{y_{2t}}\}, \{\mathbf{y_{3t}}\}$, dan $\{\mathbf{y_{4t}}\}$ dalam urutan tertentu dihubungkan dengan variabel *error* $\{\boldsymbol{e_{1t}}\}, \{\boldsymbol{e_{2t}}\}, \{\boldsymbol{e_{3t}}\}$, dan $\{\boldsymbol{e_{4t}}\}$ yang kemudian direpresentasikan sebagai $\{\mathbf{\Sigma_{y1}}\}, \{\mathbf{\Sigma_{y1}}\}, \{\mathbf{\Sigma_{y1}}\}$, dan $\{\mathbf{\Sigma_{y1}}\}$. Dengan menggunakan perkalian dengan $\mathbf{B^{-1}}$ memungkinkan untuk menyusun model VAR dalam bentuk yang lebih spesifik sebagai berikut.

$$\mathbf{y_t} = \mathbf{A_0} + \mathbf{A_1 X_{t-1}} + \mathbf{e_t}. \quad (2.34)$$

dimana $\mathbf{A_0} = \mathbf{B^{-1}\Gamma_0}$, $\mathbf{A_1} = \mathbf{B^{-1}\Gamma_1}$, dan $\mathbf{e_t} = \mathbf{B^{-1}\varepsilon_t}$.

Selanjutnya, vektor *error* tersebut dapat direpresentasikan dalam bentuk matriks sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{e_{1t}} \\ \mathbf{e_{2t}} \\ \mathbf{e_{3t}} \\ \mathbf{e_{4t}} \end{bmatrix} = \frac{\mathbf{1}}{\det(\mathbf{A_1})} \times \text{adj}(\mathbf{A_1}) \times \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_{\mathbf{y1t}} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{\mathbf{y2t}} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{\mathbf{y3t}} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{\mathbf{y4t}} \end{bmatrix}. \quad (2.35)$$

dimana $\det(\mathbf{A_1})$ adalah nilai determinan dari matriks $\boldsymbol{A_1}$dan $adj(\boldsymbol{A_1})$ adalah matriks *adjoint* dari matriks $\mathbf{A_1}$, sehingga persamaan (2.33) dan (2.34) dapat digabungkan ke dalam bentuk berikut.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y_{1t}} \\ \mathbf{y_{2t}} \\ \mathbf{y_{3t}} \\ \mathbf{y_{4t}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{1t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{2t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{3t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{4t}} \end{bmatrix} + \frac{\mathbf{1}}{\det(\mathbf{A_1})} \sum_{\mathbf{i=0}}^{\infty} \begin{bmatrix} \mathbf{a_{11}} & \mathbf{a_{12}} & \mathbf{a_{13}} & \mathbf{a_{14}} \\ \mathbf{a_{21}} & \mathbf{a_{22}} & \mathbf{a_{23}} & \mathbf{a_{24}} \\ \mathbf{a_{31}} & \mathbf{a_{32}} & \mathbf{a_{33}} & \mathbf{a_{34}} \\ \mathbf{a_{41}} & \mathbf{a_{42}} & \mathbf{a_{43}} & \mathbf{a_{44}} \end{bmatrix}^{\mathbf{i}} \times \text{adj}(\mathbf{A_1}) \begin{bmatrix} \mathbf{e_{1t-i}} \\ \mathbf{e_{2t-i}} \\ \mathbf{e_{3t-i}} \\ \mathbf{e_{4t-i}} \end{bmatrix}. \tag{2.36}$$

Hal ini dapat disederhanakan dengan mendefinisikan ke dalam bentuk matriks $\emptyset$ berukuran 4×4. Akibatnya, persamaan (2.34) dan (2.35) dapat dituliskan ke dalam bentuk urutan yang melibatkan $\{\boldsymbol{\varepsilon_{y1t}}\}, \{\boldsymbol{\varepsilon_{y2t}}\}, \{\boldsymbol{\varepsilon_{y2t}}\}$, dan $\{\boldsymbol{\varepsilon_{y4t}}\}$ sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y_{1t}} \\ \mathbf{y_{2t}} \\ \mathbf{y_{3t}} \\ \mathbf{y_{4t}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{1t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{2t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{3t}} \\ \hat{\mathbf{y}}_{\mathbf{4t}} \end{bmatrix} + \sum_{\mathbf{i=0}}^{\infty} \begin{bmatrix} \emptyset_{\mathbf{11}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{12}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{13}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{14}}(\mathbf{i}) \\ \emptyset_{\mathbf{21}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{22}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{23}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{24}}(\mathbf{i}) \\ \emptyset_{\mathbf{31}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{32}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{33}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{34}}(\mathbf{i}) \\ \emptyset_{\mathbf{41}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{42}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{43}}(\mathbf{i}) & \emptyset_{\mathbf{44}}(\mathbf{i}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon_{1t-i}} \\ \boldsymbol{\varepsilon_{2t-i}} \\ \boldsymbol{\varepsilon_{3t-i}} \\ \boldsymbol{\varepsilon_{4t-i}} \end{bmatrix}. \tag{2.37}$$

dengan elemen $\emptyset_{\boldsymbol{jk}}(\boldsymbol{i})$ sebagai berikut.

$$\emptyset_{\mathbf{i}} = \frac{\mathbf{1}}{\det(\mathbf{A_1})} \sum_{\mathbf{i=0}}^{\infty} \begin{bmatrix} \mathbf{a_{11}} & \mathbf{a_{12}} & \mathbf{a_{13}} & \mathbf{a_{14}} \\ \mathbf{a_{21}} & \mathbf{a_{22}} & \mathbf{a_{23}} & \mathbf{a_{24}} \\ \mathbf{a_{31}} & \mathbf{a_{32}} & \mathbf{a_{33}} & \mathbf{a_{34}} \\ \mathbf{a_{41}} & \mathbf{a_{42}} & \mathbf{a_{43}} & \mathbf{a_{44}} \end{bmatrix}^{\mathbf{i}} \times \text{adj}(\mathbf{A_1}). \tag{2.38}$$

Persamaan (2.32) dapat ditulis kembali dalam bentuk $\boldsymbol{Z_t}$ sebagai berikut.

$$\mathbf{Z_t} = \boldsymbol{\mu} + \sum_{\mathbf{i-0}}^{\infty} \emptyset_{\mathbf{i}} \boldsymbol{\varepsilon_{t-i}}. \tag{2.39}$$

Keenambelas koefisien $\emptyset_{\mathbf{11}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{12}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{13}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{14}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{21}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{22}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{23}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{24}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{31}}(\mathbf{i})$, $\emptyset_{\mathbf{32}}(\mathbf{i}), \emptyset_{\mathbf{33}}(\mathbf{i}), \emptyset_{\mathbf{34}}(\mathbf{i}), \emptyset_{\mathbf{41}}(\mathbf{i}), \emptyset_{\mathbf{42}}(\mathbf{i}), \emptyset_{\mathbf{43}}(\mathbf{i})$, dan $\emptyset_{\mathbf{44}}(\mathbf{i})$ disebut sebagai *Impulse Response Function* (IRF). Membuat plot fungsi impuls dari koefisien $\emptyset_{\mathbf{jk}}(\mathbf{i})$ merupakan metode terbaik untuk memvisualisasikan bagaimana variabel $\{\mathbf{y_{1t}}\}, \{\mathbf{y_{2t}}\}, \{\mathbf{y_{3t}}\}$, dan $\{\mathbf{y_{4t}}\}$ dalam memberi respon terhadap *shock* (Enders, 2015).

2.13 *Variance Decomposition* (VD)

Variance Decomposition (VD) digunakan untuk mengukur kemampuan suatu variabel dalam menjelaskan kontribusi dari variabel lainnya, baik itu variabel tersebut memberikan pengaruh pada variabel lain maupun pada dirinya sendiri. Analisis VD berguna untuk menyusun *forecast error variance* suatu variabel,

yang mengindikasikan seberapa besar perbedaan antara varians sebelum dan sesudah *shock*, baik *shock* yang berasal dari variabel itu sendiri maupan *shock* dari variabel lain dengan tujuan untuk memahami pengaruh relatif variabel-variabel dalam penelitian terhadap variabel lainnya (Mohsen, 2015).

Metode ini dimulai dari model VAR(*p*), yang dirumuskan sebagai berikut.

$$\mathbf{y_t} = \boldsymbol{\mu} + \sum_{\mathbf{i=0}}^{\infty} \boldsymbol{\Theta_i \omega_{t-i}}. \tag{2.40}$$

Dengan asumsi $\boldsymbol{\Sigma_\omega} = \mathbf{I_K}$, maka kesalahan perkiraan *h-step* optimal dapat dihitung sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \mathbf{y_{t+h} - y_t(h)} = & \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{h-1}} \boldsymbol{\phi_i u_{t+h-i}} \\ = & \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{h-1}} \boldsymbol{\phi_i P P^{-1} u_{t+h-i}} \\ = & \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{h-1}} \boldsymbol{\Theta_i \omega_{t+h-i}}. \end{aligned} \tag{2.41}$$

Menggunakan notasi $\boldsymbol{\Theta_{mn,i}}$ untuk elemen **mn** dari $\boldsymbol{\Theta_i}$ seperti sebelumnya, maka kesalahan perkiraan h-step komponen **j** dari $\mathbf{y_t}$ adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \mathbf{y_{j,t+h} - y_{j,t}(h)} = & \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{h-1}} (\boldsymbol{\theta_{j1,i} \omega_{1,t+h,i}} + \cdots + \boldsymbol{\theta_{jK,i} \omega_{K,t+h,i}}) \\ & \sum_{\mathbf{k=1}}^{\mathbf{K}} (\boldsymbol{\theta_{jK,0} \omega_{K,t+h}} + \cdots + \boldsymbol{\theta_{jK,h-1} \omega_{K,t+1}}). \end{aligned} \tag{2.42}$$

Dengan demikian, kesalahan perkiraan dari komponen **j** berpotensi terdiri dari $\boldsymbol{\omega_{1t}, \ldots, \omega_{Kt}}$. Beberapa elemen dari $\boldsymbol{\Theta_{mn,i}}$ dapat menjadi nol sehingga beberapa komponen tidak muncul dalam persamaan (2.38), karena $\boldsymbol{\omega_{K,t}}$ tidak berkorelasi dan memiliki unit varian, maka *Mean Square Error* (MSE) dari $\mathbf{y_{j,t}(h)}$ adalah sebagai berikut.

$$\mathbf{E(y_{j,t+h} - y_{j,t}(h))^2} = \sum_{\mathbf{k=1}}^{\mathbf{K}} \boldsymbol{\theta_{jk,0}^2} + \cdots + \boldsymbol{\theta_{jk,h-1}^2}). \tag{2.43}$$

Oleh karena itu,

$$\boldsymbol{\theta_{jk,0}^2 + \theta_{jk,1}^2} + \cdots + \boldsymbol{\theta_{jk,h-1}^2} = \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{h-1}} (\mathbf{e_j'} \boldsymbol{\Theta_i} \mathbf{e_k})^2. \tag{2.44}$$

Terkadang diinterpretasikan sebagai kontribusi inovasi dalam variabel *k* terhadap varians kesalahan perkiraan atau MSE dari perkiraan *h-step* dari variabel *j*, maka dari persamaan (2.40), perkiraan *h-step* matriks MSE adalah sebagai berikut.

$$\boldsymbol{\Sigma_y(h)} = \mathbf{MSE}[\mathbf{y_t(h)}] = \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{h-1}} (\boldsymbol{\Theta_i \Theta_i'}) = \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{h-1}} (\boldsymbol{\phi_i \Sigma_y \phi_i'}). \tag{2.45}$$

Elemen diagonal dari matriks ini adalah MSE dari variabel $\boldsymbol{y_{j,t}}$ seperti pada persamaan (2.38) (Lutkepohl, 2005).

Oleh karena itu, setiap faktor memiliki pengaruh masing-masing terhadap hasil VD. Pengujian kedinamisan model VECM terhadap kondisi-kondisi tertentu dapat dilakukan dengan menguji dampak dari perubahan dan *shock* yang terjadi.

2.14 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) adalah proses untuk memperkirakan nilai-nilai di masa depan yang dianalisis berdasarkan eksplorasi dari informasi suatu variabel yang tersedia di masa lampau. Peramalan melibatkan pengambilan data historis yang kemudian diproyeksikan ke masa yang akan datang menggunakan suatu model matematika (Heizer & Render, 2015). Metode peramalan dapat diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yakni metode kualitatif dan metode kuantitatif. Metode peramalan kualitatif didasarkan pada pemikiran yang bersifat intuitif, pendapat, pengetahuan dan pengalaman di masa lalu. Sedangkan, metode peramalan kuantitatif berdasarkan data kuantitatif di masa lampau. Hasil peramalan yang diperoleh dipengaruhi oleh metode peramalan yang dipilih (Makridakis et al., 2008).

2.15 Pasar Modal

Pasar modal adalah platform terjadinya interaksi keuangan antara permintaan dan penawaran modal dalam bentuk ekuitas atau hutang jangka panjang, dengan fokus pada instrumen keuangan yang memiliki jangka waktu lebih dari satu tahun. Pasar modal terbagi menjadi dua jenis utama, yaitu pasar perdana (primer) dan pasar sekunder. Pasar perdana terjadi ketika perusahaan atau emiten pertama kali menjual sekuritas kepada investor umum, yang sebelumnya telah memberikan informasi rinci tentang perusahaan kepada calon investor. Sementara itu, pasar sekunder merupakan tempat di mana investor melakukan perdagangan atau jual beli sekuritas antara satu sama lain setelah sekuritas tersebut telah dijual di pasar perdana. Di Indonesia, pasar sekunder umumnya digunakan untuk perdagangan

berbagai instrumen keuangan seperti saham biasa (*common stock*), saham preferen (*prefered stock*), obligasi, obligasi konversi, waran, dan reksa dana (Waluyo, 2018).

2.16 Saham

Saham adalah representasi bahwa seseorang atau badan usaha berinvestasi dalam perusahaan atau perseroan terbatas. Akibat menyertakan modal tersebut, investor memperoleh hak atas pendapatan dan aset perusahaan, serta memiliki hak untuk berpartisipasi dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS) (Paningrum, 2022). Saham dapat diklasifikasikan menjadi dua jenis, yaitu saham biasa (*common stock*) dan saham preferen (*preferred stock*) (Adnyana, 2020). Saham biasa adalah dokumen yang menunjukkan kepemilikan perusahaan dan memberi pemegang saham hak untuk memiliki aktiva dan keuntungan perusahaan. Jika bisnis menghasilkan keuntungan, sebagian atau seluruh keuntungan tersebut dapat dibagikan kepada pemegang saham sebagai dividen. Sementara itu, saham preferen merupakan satu jenis sekuritas ekuitas yang berbeda dengan saham biasa, dimana dividen yang diberikan biasanya dibayarkan dalam jumlah tetap dan tidak pernah berubah dari waktu ke waktu. Pembagian saham preferen lebih didahulukan sebelum diberikan kepada pemegang saham biasa (Waluyo, 2018).

2.17 Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)

Indeks Harga Saham Gabungan (*composite stock price index* = CPSI) merupakan indeks yang menggabungkan semua jenis saham yang ada atau terdaftar di bursa efek (Ahmad & Badri, 2022). Berbagai pandangan berkembang mengenai makna IHSG, salah satunya bahwa IHSG mencerminkan dampak simultan dan kompleks dari berbagai faktor yang memengaruhi pasar, terutama fenomena ekonomi. Saat ini, IHSG juga sering digunakan sebagai indikator kesehatan ekonomi suatu

negara dan sebagai dasar untuk analisis statistik tentang kondisi pasar saat ini (Okky & Setiawan, 2012).

IHSG telah berkembang menjadi indikator yang sangat penting di BEI. Perubahan nilai IHSG, baik naik maupun turun, akan memengaruhi keputusan investor dalam menjual, mempertahankan, atau membeli sahamnya. Pergerakan indeks harga saham yang meningkat menunjukkan bahwa sebagian besar harga saham juga meningkat, sebaliknya pergerakan indeks harga saham yang menurun menunjukkan bahwa sebagian besar harga saham juga menurun. Meskipun IHSG digunakan sebagai alat ukur utama untuk memahami kondisi pasar, namun masih terdapat kelemahan dalam menginterpretasikan nilai saham perusahaan secara spesifik di BEI. Pelaku pasar mengalami kesulitan dalam menentukan saham-saham pilihan yang tepat karena cakupan IHSG yang terlalu luas. BEI mengenalkan Indeks Harga Saham LQ45 yang merupakan bagian dari IHSG sebagai alternatif dengan tujuan untuk membantu investor memilih saham yang mereka sukai. Indeks ini pertama kali dirilis pada periode bulan Februari 1997 (Hamzah et al., 2021).

2.18 Indeks LQ45

IHSG mencakup seluruh saham yang sebagian besar kurang aktif dalam perdagangan, sedangkan Indeks LQ45 lebih spesifik dengan mengelompokkan 45 saham perusahaan teratas. Saham yang termasuk dalam kategori indeks harga saham LQ45 dipilih berdasarkan kriteria likuiditas tertinggi, kapitalisasi pasar, frekuensi perdagangan, serta stabilitas kondisi keuangan perusahaan (Ni’am & Jaladri, 2021). BEI melakukan pergantian saham setiap 6 bulan berdasarkan kriteria tersebut. Dengan kata lain, jika saham perusahaan tersebut tidak memenuhi kriteria seleksi yang ditetapkan oleh Bursa Efek Indonesia untuk menciptakan indeks LQ45, maka saham tersebut akan otomatis tergantikan. Indeks LQ45 berfungsi sebagai indikator utama untuk melacak tren pasar saham

dari 45 saham likuid yang menunjukkan apakah pasar sedang aktif atau melemah (Hamzah et al., 2021).

Jika diamati secara cermat, kinerja Indeks LQ45 selalu mengikuti pola kinerja IHSG. Artinya, pada saat terjadi penurunan atau peningkatan pada IHSG maka akan terjadi pula pada Indeks LQ45. Fenomena tersebut menunjukkan kinerja Indeks LQ45 beserta saham-saham yang terdaftar didalamnya mampu mempresentasikan kinerja pasar untuk mempermudah investor dalam melakukan *screening* saham-saham pilihan, serta dapat digunakan oleh pelaku pasar lainnya seperti manajer investasi sebagai acuan untuk membuat produk investasi misalnya reksa dana. Investor yang menaruh pilihan pada Indeks LQ45 tidak dapat dipastikan bahwa saham-saham perusahaan yang tergabung didalamnya terus mengalami peningkatan. Akan tetapi, Indeks LQ45 akan mempermudah para investor dalam menganalisis kinerja saham-saham perusahaan yang menunjukkan performa unggul dibanding saham-saham perusahaan di luar lingkup Indeks LQ45 (Hamzah et al., 2021).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metode Penelitian

Jenis metode penelitian yang digunakan dalam peramalan harga penutupan saham Indeks LQ45 menggunakan model VECM/VECMX adalah metode deskriptif dengan pendekatan kuantitatif. Metode tersebut bertujuan untuk mendeskripsikan secara jelas menggunakan pendekatan kuantitatif berupa angka, dimulai dari proses pengumpulan data, analisis data, dan interpretasi data, serta penyajian hasil data, sehingga hasil penelitian yang diperoleh dapat dengan mudah dipahami oleh pembaca (Jayusman & Shavab, 2020).

3.2 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun akademik 2023/2024 bertempat di Program Studi Magister Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA), Universitas Lampung.

3.3 Jenis dan Sumber Data Penelitian

Jenis data pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh secara *online* melalui situs *website* http://www.yahoo.finance.com Data tersebut berupa data bulanan harga penutupan saham bank-bank yang tergabung dalam Indeks LQ45 dan IHSG sebanyak 540 data dari bulan Januari 2015 hingga bulan Desember 2023 (Lampiran 1). Setiap observasi mencakup harga penutupan saham per

lembar (dalam rupiah) dari setiap bank yang termasuk dalam Indeks LQ45 dan IHSG, sehingga terdapat 108 data dari masing-masing variabel yang akan digunakan untuk pembentukan model VECM/VECMX terbaik.

3.4 Variabel Penelitian

Variabel pada penelitian ini merupakan data bulanan harga penutupan saham Indeks LQ45, yaitu harga penutupan saham BCA (BBCA), harga penutupan saham bank Mandiri (BMRI), harga penutupan saham BNI (BBNI), harga penutupan saham BRI (BBRI), dan data penutupan IHSG. Daftar variabel penelitian ini disajikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Daftar Variabel dan Jenis Variabel Penelitian

Variabel	Jenis Variabel	Keterangan
BBCA	Endogen	Data bulanan harga penutupan saham BCA (dalam rupiah).
BMRI	Endogen	Data bulanan harga penutupan saham bank Mandiri (dalam rupiah).
BBNI	Endogen	Data bulanan harga penutupan saham BNI (dalam rupiah).
BBRI	Endogen	Data bulanan harga penutupan saham BRI (dalam rupiah).
IHSG	Eksogen	Data bulanan IHSG (dalam rupiah).

3.5 Rancangan Model

Pembentukan model VECM/VECMX pada penelitian ini akan dilakukan dengan dua rancangan model yang berbeda, yaitu sebagai berikut.

1) Pembentukan model VECM(p)

   Model VECM(p) menggunakan empat variabel endogen yang terdiri atas saham Indeks LQ45, yaitu variabel BBCA, BMRI, BBNI, dan, BBRI.

2) Pembentukan model VECMX(p,s)

Model VECMX(*p*,*s*) menggunakan empat variabel endogen yang terdiri dari saham Indeks LQ45, yaitu variabel BBCA, BMRI, BBNI, dan, BBRI, serta satu variabel eksogen, yaitu variabel IHSG.

Berdasarkan kedua rancangan model tersebut, akan dipilih model VECM/VECMX terbaik untuk selanjutnya dilakukan analisis lanjut serta peramalan sesuai dengan langkah-langkah pada analisis data.

3.6 Analisis Data

Berdasarkan tujuan penelitian, proses analisis data akan dilakukan menggunakan metode VECM/VECMX dengan bantuan Program SAS dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Statistik Deskriptif dan Plot Data.
   Melakukan deskripsi data dan membuat plot *time series* pada variabel endogen berupa data bulanan harga penutupan saham Indeks LQ45 dan IHSG.
2. Stasioneritas Data
   Melakukan uji stasioneritas data *time series* dengan menggunakan dua pendekatan. Pertama, memeriksa plot *time series* dan plot ACF. Plot *time series* untuk melihat pola dan tren data sedangkan plot ACF untuk melihat pola korelasi antar observasi pada rentang waktu tertentu. Kedua, uji *unit root test* menggunakan uji ADF. Jika data tidak memenuhi asumsi stasioner, maka perlu dilakukan *differencing*. Pembentukan model VECM/VECMX memerlukan data yang non stasioner untuk selanjutnya akan diuji apakah memenuhi asumsi kointegrasi pada data tersebut.
3. Identifikasi Model.
   a. Menentukan panjang *lag* optimal. Penentuan panjang *lag* optimal dilakukan berdasarkan informasi kriteria yang digunakan, seperti AICC dengan melihat nilai minimum yang ditandai dengan tanda bintang (*).
      1) Model VECM(*p*).

Pembentukan model VECM(*p*) dengan orde *p* ditentukan dari panjang *lag* optimal variabel endogen berdasarkan nilai AICC terkecil.

2) Model VECMX(*p,s*).

Pembentukan model VECMX(*p,s*) dengan orde *p* ditentukan berdasarkan *lag* optimal variabel endogen, sedangkan orde *s* ditentukan berdasarkan *lag* optimal variabel eksogen. *Lag* optimal tersebut diperoleh dari nilai AICC terkecil.

b. Melakukan uji kointegrasi. Uji kointegrasi ini dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan jangka panjang antar variabel penelitian. Pengujian asumsi hubungan jangka panjang ini dapat dilakukan dengan uji kointegrasi menggunakan *Johansen's Co-integration Test* yang bertujuan untuk menentukan banyaknya *rank cointegration* (*r*). Jika variabel penelitian memenuhi asumsi kointegrasi, maka model VECM/VECMX dapat digunakan.

4. Estimasi Model.

Pendugaan model VECM(*p*) dan VECMX(*p,s*) dilakukan menggunakan metode MLE dengan proses pembentukan matriks koefisien kointegrasi (Π) kemudian membentuk matriks koefisien variabel *differencing* (Γ), dan matriks koefisien (c) untuk model VECM(*p*) serta tambahan matriks koefisien variabel eksogen (Φ) untuk model VECMX(*p,s*).

5. Diagnosa Model.

Model VECM(*p*) dan VECMX(*p,s*) yang telah dibentuk, kemudian dievaluasi kelayakannya melalui tahapan diagnosa model. Tahapan tersebut meliputi uji stabilitas, uji normalitas residual, dan uji *white noise* residual.

a. Melakukan uji stabilitas model. Proses uji stabilitas dilakukan untuk mengevaluasi stabilitas model yang digunakan. Model VECM(*p*) dan VECMX(*p,s*) dikatakan stabil jika nilai modulus atau karakteristik *root* AR pada model berada pada radius ≤ 1.

b. Melakukan uji normalitas multivariat. Pengujian normalitas multivariat digunakan untuk mengevaluasi apakah residual model memenuhi asumsi berdistribusi normal multivariat menggunakan uji *Jarque-Bera.*

c. Melakukan uji *white noise* residual. Pengujian *white noise* residual dilakukan dengan menggunakan *Multivariate Portmanteau Statistic Test* yang bertujuan untuk mengetahui apakah residual model saling bebas (independen).

6. Validasi Model.

   Menentukan model VECM(*p*) atau VECMX(*p,s*) terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil.

7. Analisis Lanjut.

   Setelah diperoleh model terbaik, maka analisis lanjutan perlu dilakukan.

   a. Melakukan uji Kausalitas Granger. Analisis *Granger-Causality Test* dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh antar variabel dalam model, serta mengetahui pola hubungan timbal balik antar variabel endogen.
   b. Melakukan analisis IRF. Analisis IRF dilakukan untuk memahami respons suatu variabel terhadap *shock* pada variabel yang lain. Grafik IRF membantu mengilustrasikan seberapa cepat suatu guncangan mempengaruhi variabel tersebut serta variabel lain dalam model.
   c. Melakukan analisis VD. Analisis VD bertujuan untuk mengukur seberapa besar pengaruh atau kontribusi variabel lain terhadap perubahan variabel tertentu ketika terjadi *shock* pada salah satu variabel dalam model.

8. Melakukan peramalan menggunakan model terbaik untuk dua belas periode ke depan.
9. Penarikan kesimpulan.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diperoleh simpulan sebagai berikut:

1. Model VECM(1) dan model VECMX(1,4) dipilih sebagai model yang sesuai untuk meramalkan Harga Penutupan Saham Indeks LQ45 dengan kointegrasi rank = 1.
2. Perbandingan perfoma model VECM(1) dan VECMX(1,4) berdasarkan evaluasi RMSE terkecil, diperoleh bahwa model VECM(1) dengan kointegrasi rank = 1 memiliki performa terbaik, sehingga dipilih sebagai model terbaik untuk analisis lanjut dan Peramalan Harga Penutupan Saham Indeks LQ45 : BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI untuk dua belas periode ke depan.
3. Berdasarkan hasil analisis *Granger Causality*, diperoleh hubungan kausal satu arah antara variabel BBNI dan BMRI yang menjelaskan bahwa harga penutupan saham BBNI dipengaruhi oleh harga penutupan saham BMRI. Selanjutnya, hubungan kausal satu arah antara variabel BBRI dan BBCA yang menunjukkan bahwa harga penutupan saham BBRI berpengaruh terhadap harga penutupan saham BBCA, serta hubungan kausal satu arah antara BBRI dan BMRI yang menjelaskan bahwa harga penutupan saham BBRI berpengaruh terhadap harga penutupan saham BMRI. Selain itu, terdapat hubungan kausal dua arah antara variabel BBRI dan BBNI, yang menunjukkan adanya hubungan saling berpengaruh antara harga penutupan saham keduanya.
4. Analisis respons impuls (IRF) menunjukkan bahwa variabel endogen (BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI) merespon terhadap *shock* yang

diberikan dari salah satu variabel saham tersebut. Respons tersebut menjelaskan bagaimana setiap variabel berupaya mencapai keseimbangan kembali setelah terkena *shock*. Meskipun BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI memberikan respons saat terjadi *shock* pada masing-masing variabel, respons yang signifikan hanya terlihat pada periode awal, dan cenderung menuju titik kesetimbangan saat memasuki periode-periode berikutnya.

5. Berdasarkan analisis dekomposisi varians (VD) dapat disimpulkan bahwa kontribusi terbesar terhadap perubahan akibat *shock* pada nilai saham BBCA, BBNI, dan BBRI dalam dua belas periode ke depan berasal dari masing-masing variabel itu sendiri. Sedangkan untuk BMRI, kontribusi terbesar berasal dari BBCA. Secara keseluruhan, analisis menunjukkan bahwa perubahan nilai saham masing-masing variabel endogen sebagian besar dijelaskan oleh varians dari variabelnya sendiri dan juga oleh interaksi antar variabel lainnya dalam model.
6. Berdasarkan model VECM(1) dengan kointegrasi rank=1 sebagai model terbaik untuk peramalan harga penutupan saham Indeks LQ45, diperoleh hasil peramalan untuk dua belas periode ke depan menunjukkan prediksi harga penutupan saham BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI untuk setiap bulan dari Januari 2024 hingga Desember 2024. Dari hasil peramalan menggunakan model VECM(1), dapat disimpulkan bahwa keempat saham bank yang dianalisis (BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI) menunjukkan pola kenaikan harga yang signifikan selama tahun 2024. Kenaikan harga saham BBCA yang signifikan sebesar 6.16% menjadikannya sebagai pilihan investasi yang paling menarik di antara keempat bank tersebut. Sementara itu, hasil peramalan BMRI dan BBNI juga menunjukkan kenaikan harga saham yang positif, masing-masing sebesar 4.74% dan 3.18%, sedangkan BBRI menunjukkan kenaikan yang paling rendah sebesar 2.42%.

5.2 Saran

Penelitian data *multivariate time series* non-stasioner dengan pemodelan VECM dan VECMX ini tentunya memiliki keterbatasan-keterbatasan yang dapat diperbaiki pada penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian ini dapat diuji kembali dengan melibatkan data yang lebih banyak dan rentang waktu yang lebih panjang untuk mengetahui apakah penerapan model VECM dan VECMX tetap berlaku secara umum. Penambahan jumlah data yang lebih besar diharapkan dapat membantu menguji keumuman model dalam meramalkan harga penutupan saham Indeks LQ45. Selain itu, penggunaan data dengan frekuensi yang lebih tinggi, seperti data harian atau mingguan, dapat membantu dalam memahami dinamika jangka pendek dan memberikan peramalan yang lebih akurat, khususnya untuk kasus pemodelan harga penutupan saham Indeks LQ45 (BBCA, BMRI, BBNI, dan BBRI).

Selanjutnya, disarankan untuk menambahkan variabel saham lain yang termasuk dalam kategori saham Indeks LQ45 untuk penelitian selanjutnya. Penambahan saham ini bertujuan untuk melihat apakah model dapat diterapkan pada variabel saham yang lebih luas sehingga memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang informasi pergerakan harga saham di pasar modal, khususnya saham perbankan pada kategori Indeks LQ45. Penelitian selanjutnya juga dapat dilakukan dengan menambahkan variabel eksogen lainnya seperti inflasi, kurs, dan variabel ekonomi lainnya yang sekiranya berpengaruh terhadap harga penutupan saham. Seperti halnya dengan variabel eksogen IHSG, penambahan variabel diharapkan dapat membantu dalam menganalisis pola hubungan antara variabel ekonomi tersebut terutama dalam lingkup pasar modal melalui proses pemodelan *multivariate time series* menggunakan model VECM/VECMX.

Selain faktor ekonomi, penelitian selanjutnya juga dapat mempertimbangkan faktor-faktor lain di luar faktor ekonomi yang dapat memengaruhi harga saham, seperti peristiwa politik, kebijakan pemerintah, atau kejadian global lainnya. Penelitian lanjutan juga dapat mencoba model-model alternatif seperti ARIMA,

GARCH, RNN atau model *machine learning* untuk dapat membandingkan performa dalam meramalkan harga penutupan saham Indeks LQ45. Penelitian serupa juga dapat dilakukan pada sektor saham lain selain Indeks LQ45 untuk mengetahui apakah pola dan hasil yang ditemukan berlaku secara umum atau hanya spesifik pada Indeks LQ45. Dengan mengikuti saran-saran ini, diharapkan penelitian selanjutnya dapat memberikan hasil yang lebih baik dan bermanfaat bagi berbagai pihak yang berkepentingan, seperti akademisi, praktisi keuangan, investor, dan pembuat kebijakan.

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR PUSTAKA

Abraham, B., & Ledolter, J. (2005). *Statistical Methods for Forecasting*. John Wiley & Sons, Inc.

Achyar, G., & Rohaeni, O. (2022). Penggunaan Hybrid K-Means dan General Regression Neural Network untuk Prediksi Harga Saham Indeks LQ45. *Jurnal Riset Matematika*, 111–120. https://doi.org/10.29313/jrm.v2i2.1193

Adnyana, I. M. (2020). Manajemen Investasi dan Protofolio. In *Lembaga Penerbitan Universitas Nasional (LPU-UNAS)*. Lembaga Penerbitan Universitas Nasional (LPU-UNAS).

Ahmad, S. J., & Badri, J. (2022). Pengaruh Inflasi Dan Tingkat Suku Bunga Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Pada Tahun 2013-2021. *Jurnal Economina*, *1*(3), 679–689. https://doi.org/10.55681/economina.v1i3.160

Aji, G., Febrianti, E., Karima, D. A., Dhia Iqbal, A., Setiani, E., Prodi,), Syariah, A., Ekonomi, F., Islam, B., Abdurrahman, U. K. H., & Pekalongan, W. (2023). *Analisis Strategi Pengembangan Bisnis Pada Pt Goto Gojek Tokopedia Untuk Pertumbuhan Jangka Panjang Pasca Ipo*. *3*(3), 49–59.

Akenten, W. N., Boateng, C., & Kiros, H. (2020). The Role of Capital Markets in Economic Growth: Evidence from Ghana. *SSRN Electronic Journal*, 1–40. https://doi.org/10.2139/ssrn.3530744

Asteriou, D., & Hall, S. G. (2007). *Applied Econometrics: A Modern Approach Using Eviews and Microfit Revised Edition* (Revised). Palgrave Macmillan.

Bekaert, G., & Mehl, A. (2019). On the global financial market integration "swoosh" and the trilemma. *Journal of International Money and Finance*, *94*, 227–245. https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2019.02.001

Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis Forecasting and Control* (5th ed.). WILEY.

Cryer, J. D., & Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis with Applications in R*. Springer.

Enders, W. (2015). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley and Sons

Interscience Publication.

Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Applied Econometrics*, *55*(2), 251–276. https://doi.org/10.2307/1913236

Fauziyyah, N., & Ersyafdi, I. R. (2021). Dampak covid-19 pada pasar saham di berbagai negara. *Forum Ekonomi*, *23*(1), 56–66.

Florens, J., Marimoutou, V., & Peguin-feissolle, A. (2007). *ECONOMETRIC MODELING AND INFERENCE*. Cambridge University Press.

Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica*, *37*(3), 424–438.

Gujarati, D. N. (2007). *Basic Econometrics* (4th ed.). TaTata Mc Graw Hill Publishing Company Limited.

Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton University Press. https://doi.org/10.1016/B978-008044910-4.00546-0

Hamzah, H., Valeriani, D., & Yusfany, A. (2021). Pengaruh Variabel Makro Ekonomi Terhadap Indeks Harga Saham LQ-45 Di Bursa Efek Indonesia. *SOROT*, *16*(2), 85. https://doi.org/10.31258/sorot.16.2.85-98

Hanke, J. E., & Wichern, D. (2014). *Business Forecasting* (Ninth). PEARSON.

Heizer, J., & Render, B. (2015). *Manajemen Operasi : Manajemen Keberlangsungan dan Rantai Pasokan* (11th ed.). Salemba Empat.

Herlianto, D., & Hafizh, L. (2020). Pengaruh Indeks Dow Jones, Nikkei 225, Shanghai Stock Exchange, Dan Straits Times Index Singapore Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Di Bursa Efek Indonesia (BEI). *INOBIS: Jurnal Inovasi Bisnis Dan Manajemen Indonesia*, *3*(2), 211–229. https://doi.org/10.31842/jurnalinobis.v3i2.133

HR, I., Fitri, R., & Hendryadi. (2020). Pengaruh Nilai Tukar dan Indeks Pasar Saham Global Terhadap Tndeks Harga Saham Sektoral. *Jurnal FEB Unmul*, *16*(1), 11–20.

Hurvich, C. M., & Tsai, C. L. (2008). Regression and time series model selection in small samples. *Biometrika*, *76*(2), 297–307. https://doi.org/10.1093/biomet/76.2.297

Jayusman, I., & Shavab, O. A. K. (2020). Aktivitas Belajar Mahasiswa Dengan Menggunakan Media Pembelajaran Learning Management System (Lms) Berbasis Edmodo Dalam Pembelajaran Sejarah. *Jurnal Artefak*, *7*(1), 13. https://doi.org/10.25157/ja.v7i1.3180

Kirchgassner, G., & Wolters, J. (2007). *Introduction to Modern Time Series*

Analysis (1st ed.). Springer Berlin. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-540-73291-4

Kutra, R. P., Edo Azhara, E., & Gulo, Y. (2019). Peranan Exchange-Trade Funds (ETF) untuk Mendorong Pertumbuhan Industri Reksa Dana Dalam Pasar Modal Indonesia. *Jurnal Pasar Modal Dan Bisnis*, *1*(2), 253–264. https://doi.org/10.37194/jpmb.v1i2.34

Li, J., Irfan, M., Samad, S., Ali, B., Zhang, Y., Badulescu, D., & Badulescu, A. (2023). The Relationship between Energy Consumption, CO2 Emissions, Economic Growth, and Health Indicators. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *20*(3). https://doi.org/10.3390/ijerph20032325

Lutkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer Verlaag.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (2008). *FORECASTING METHODS AND APPLICATIONS*. WILEY.

Mills, T. C. (2019). Applied Time Series Analysis: A Practical Guide to Modeling and Forecasting. In *Applied Time Series Analysis: A Practical Guide to Modeling and Forecasting*. Elsevier Inc. https://doi.org/10.1016/C2016-0-03956-6

Mohamed, O., & Mbogo, C. J. (2022). Effects of Initial Public Offering on the Value of a Company: A Case Study of Tanzania Breweries Limited Company, Dar es Salaam. *International Journal of Engineering, Business and Management*, *6*(3), 60–68. https://doi.org/10.22161/ijebm.6.3.7

Mohsen, A. S. (2015). The Relationship Between Trade Openness and Investment in Syria. *Journal of Life Economics*, *2*(2), 19–28. https://doi.org/10.15637/jlecon.77

Ni'am, Z. B., & Jaladri, C. M. (2021). Analisis Penentuan Portofolio Yang Optimal Dengan Menggunakan Model Indeks Tunggal Pada Indeks Lq-45 Periode 2015-2016 Di Bursa Efek Indonesia. *Journal Koperasi Dan Manajemen*, *02*(02).

Okky, D., & Setiawan, S. (2012). *Pemodelan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), Kurs , dan Harga Minyak Dunia dengan*. *1*(1), 1–6.

Paningrum, D. (2022). *Buku Referensi Investasi Pasar*. Lembaga Chakra Brahmana Lentera.

Pindyck, R. S., & Rubinfield, D. L. (1998). *Econometric Models and Economic Forecasts* (4th ed.). Irwin-McGraw- Hill.

Putri, M., Nuryaman, A., & Warsono. (2023). Penerapan Model Vector Error Correction Model (VECM) pada Peramalan Data Nilai Ekspor dan Nilai

Impor Seluruh Komoditas di Provinsi Lampung Tahun 2022. *Jurnal Siger Matematika*, *04*(02), 67–75.

Rahayu, P. I., Famalika, A., & Sihombing, P. R. (2021). Penerapan Model Vector Autoregressive (Var (2)) pada Data Inflasi di Provinsi Jawa Timur dan Bali. *Jurnal Bayesian : Jurnal Ilmiah Statistika Dan Ekonometrika*, *1*(1), 55–66.

Rosyidah, H., Rahmawati, R., & Prahutama, A. (2017). Pemodelan Vector Autoregressive X (Varx) Untuk Meramalkan Jumlah Uang Beredar Di Indonesia. *Jurnal Gaussian*, *6*(3), 333–343.

Rudianto, D. (2021). Measuring the Financial Performance Prior and After the Initial Public Offering (IPO) of Companies Listed in the Indonesian Stock Exchange (IDX). *Proceedings of the International Conference on Strategic Issues of Economics, Business and, Education (ICoSIEBE 2020)*, *163*(ICoSIEBE 2020), 231–237. https://doi.org/10.2991/aebmr.k.210220.041

Rustiana, D., & Ramadhani, S. (2022). Strategi di Pasar Modal Syariah. *Jurnal Ilmu Komputer, Ekonomi Dan Manajemen (JIKEM)*, *2*(1), 1578–1589.

Seo, B. (1999). Statistical Inference on Cointegration Rank in Error Correction Models with Stationary Covariates. *Journal of Econometrics*, *85*(2), 339–385. https://doi.org/doi.org/10.1016/S0304-4076(97)00105-X

Setiawan, L., Susanti, D., & Riaman, R. (2023). Analisis Perbandingan Hasil Peramalan Harga Saham Menggunakan Model Autoregresive Integrated Moving Average dan Long Short Term Memory. *Jurnal Matematika Integratif*, *19*(2), 223. https://doi.org/10.24198/jmi.v19.n2.42164.223-234

Tripuspitorini, F. A. (2021). *Analisis Pengaruh Inflasi* , Nilai *Tukar Rupiah , dan BI-Rate terhadap Harga Indeks Saham Syariah Indonesia*. *4*(2), 112–121.

TSAY, R. S. (2002). *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley & Sons, Inc.

Usman, M., Komaruddin, M., Sarida, M., Wamiliana, Russel, E., Kufepaksi, M., Alam, I. A., & Elfaki, F. A. M. (2022). Analysis of Some Variable Energy Companies by Using VAR(p)-GARCH(r,s) Model: Study From Energy Companies of Qatar over the Years 2015–2022. *International Journal of Energy Economics and Policy*, *12*(5), 178–191. https://doi.org/10.32479/ijeep.13333

Usman, M., Loves, L., Russel, E., Ansori, M., Warsono, W., Widiarti, W., & Wamiliana, W. (2022). Analysis of Some Energy and Economics Variables by Using VECMX Model in Indonesia. *International Journal of Energy Economics and Policy*, *12*(2), 91–102. https://doi.org/10.32479/ijeep.11897

Waluyo, R. P. (2018). Pengaruh Price To Book Value (Pbv), Return On Equity (Roe), Firm Size Terhadap Return Saham Pada Perusahaan Sektor Properti Dan Real Estate Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2014-2017. *Indonesia Banking School*.

Warsono, Russel, E., Putri, A. R., Wamiliana, Widiarti, & Usman, M. (2020). Dynamic modeling using vector error-correction model: Studying the relationship among data share price of energy PGAS Malaysia, AKRA, Indonesia, and PTT PCL-Thailand. *International Journal of Energy Economics and Policy*, *10*(2), 360–373. https://doi.org/10.32479/ijeep.8946

Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis Universe and Multivariate Methods* (Second Ed). Pearson Education Inc.

Wei, W. W. S. (2019). *Multivariate Time Series Analysis and Application*. John Wiley and Sons, Inc.

Yulianti, I. F., Istinah, A. N., & Sihombing, P. R. (2020). Penerapan Vector Autoregressive Integrated (VARI) Pada Data Jumlah Peserta KB Aktif. *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Terapan*, *17*(2), 258–272. https://doi.org/10.22487/2540766x.2020.v17.i2.15205

Yuniawati, R. I., & Lestari, P. (2021). Pengaruh Global Investment Climate Change Dan Inflasi Terhadap Nilai IHSG Indonesia 2016-2019. *Media Ekonomi*, *20*(2), 18. https://doi.org/10.30595/medek.v20i2.11216

Zullah, V. S., Prastuti, M., & Santoso, B. H. (2022). Peramalan Harga Saham Perbankan Menggunakan Model VAR dan Analisis Teknikal. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, *11*(1). https://doi.org/10.12962/j23373520.v11i1.63225