

SKRIPSI

**PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GLOBAL
MENGUNAKAN VARIMA DAN VARIMAX DENGAN
VARIABEL *DUMMY* SEBAGAI VARIABEL EKSOGEN**

Disusun dan diajukan oleh

MUNADIAH APRILIANI

H051171507



**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2022

**PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GLOBAL
MENGUNAKAN VARIMA DAN VARIMAX DENGAN
VARIABEL *DUMMY* SEBAGAI VARIABEL EKSOGEN**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains
pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas
Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin

MUNADIAH APRILIANI

H051171507

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MAKASSAR

2022

LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa Skripsi yang saya buat dengan judul:

“Peramalan Indeks Harga Saham Global Menggunakan VARIMA dan VARIMAX dengan Variabel *Dummy* sebagai Variabel Eksogen”

Adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun.

Makassar, 18 Februari 2022



MUNADIAH APRILIANI

NIM. H051171507

**PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GLOBAL
MENGUNAKAN VARIMA DAN VARIMAX DENGAN
VARIABEL *DUMMY* SEBAGAI VARIABEL EKSOGEN**

Disetujui Oleh:

Pembimbing Utama,

Sitti Sahriman, S.Si., M.Si.

NIP. 19881018 201504 2002

Pembimbing Pertama,

Anisa, S.Si., M.Si.

NIP. 19730227199802 2001

Ketua Departemen Statistika

Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.

NIP. 19720117 199703 2002

Pada Tanggal : 18 Februari 2022

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Munadiah Apriliani

NIM : H051171507

Program Studi : Statistika

Judul Skripsi : Peramalan Indeks Harga Saham Global Menggunakan VARIMA dan VARIMAX dengan Variabel Dummy sebagai Variabel Eksogen

Telah berhasil dipertahankan dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI

	Tanda Tangan
1. Ketua : Sitti Sahriman, S.Si., M.Si.	(.....)
2. Sekretaris : Anisa, S.Si., M.Si.	(.....)
3. Anggota : Dr. Nirwan Ilyas, M.Si.	(.....)
4. Anggota : Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D	(.....)

Ditetapkan di: Makassar

Tanggal: 18 Februari 2022

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warohmatullahi Wabarokatuh.

Alhamdulillah robbil'alamin, Puji syukur kepada **Allah Subhanahu Wa Ta'ala** atas segala limpahan rahmat, nikmat, dan hidayah-Nya yang diberikan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan penulisan skripsi dengan judul “**Peramalan Indeks Harga Saham Global Menggunakan VARIMA dan VARIMAX dengan Variabel Dummy sebagai Variabel Eksogen**” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Salam dan sholawat *Insyallah* senantiasa tercurah kepada **Nabi Muhammad, Rasulullah Shallallahu'alaihi Wasallam**, yang telah memberikan petunjuk cinta dan kebenaran dalam kehidupan.

Dalam penyelesaian skripsi ini, penulis telah melewati perjuangan panjang dan pengorbanan yang tidak sedikit dengan segala keterbatasan kemampuan dan pengetahuan. Namun berkat rahmat dan izin-Nya serta dukungan dari berbagai pihak yang turut membantu baik moril maupun material sehingga akhirnya tugas akhir ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setinggi-tingginya dan penghargaan yang tak terhingga kepada Ayahanda **Arif Asman** dan Ibunda tercinta **Helmi Djauhary** yang telah menjadi inspirasi, membesarkan dan mendidik penulis dengan penuh kesabaran dan dengan limpahan cinta, kasih sayang, dan doa kepada penulis yang tak pernah habis, untuk kakak tersayang **Muhammad Army** serta keluarga besar penulis yang selalu mendoakan, memberikan dukungan dan motivasi, serta menjadi penyemangat untuk segera menyelesaikan masa studi penulis.

Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih dengan penuh keikhlasan juga penulis ucapkan kepada:

1. **Ibu Prof. Dr. Dwia Aries Tina Pulubuhu, MA**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.

3. **Ibu Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Departemen Statistika yang telah seperti orang tua sendiri. Segenap dosen pengajar dan staf **Departemen Statistika** yang telah membekali ilmu dan kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjadi mahasiswa di Departemen Statistika.
4. **Ibu Sitti Sahrinan, S.Si., M.Si.** selaku Pembimbing Utama penulis yang telah ikhlas meluangkan waktu dan pemikirannya untuk memberikan arahan, pengetahuan, motivasi dan bimbingan ditengah kesibukan beliau serta menjadi tempat berkeluh kesah untuk penulis.
5. **Ibu Anisa, S.Si., M.Si.** selaku Pembimbing Pertama sekaligus penasehat akademik penulis yang telah meluangkan waktunya ditengah kesibukan untuk memberikan arahan bagi penulis.
6. **Bapak Dr. Nirwan Ilyas, M.Si.** dan **Ibu Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D** selaku tim penguji yang telah memberikan saran dan kritikan yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini.
7. Spesial untuk sahabat tercinta penulis, **Fakhriyyah Dj Junus, Nur Aprilia Dzulhijjah, Nurul Wahyuni, Riska Rasyid, Nurul Annisa, Miftahul Jannah, Nurhidayatullah, Fitri, Sakinah Oktoni dan Risnawati Azali** yang telah menjadi sahabat terbaik sejak awal perkuliahan dan senantiasa mendengarkan curhatan, memberikan dorongan, semangat, dan motivasi dalam setiap keadaan sehingga penulis bisa mendapatkan lebih banyak pelajaran hidup.
8. Sahabat terbaik sejak dari Ambon, **Zian Rahmatullah, Windiana dinda Ariani, Ajeng Roro Setiowati, Syarhany Sabilla Marasabessy, dan Syafira Ainy Husniar** yang sampai saat ini masih setia mendengarkan keluh kesah penulis dan senantiasa membantu berbagai hal yang menjadi hambatan penulis dalam menjalani proses pendidikan dibangku kuliah.
9. Teman-teman **Statistika 2017**, terima kasih atas kebersamaan, suka, dan duka selama menjalani pendidikan di Departemen Statistika.
10. Keluarga besar **DISKRIT 2017**, terima kasih telah memberikan pelajaran yang berharga dan arti kebersamaan selama ini kepada penulis. Pengalaman yang berharga telah penulis dapatkan dari teman-teman selama berproses.

11. **Keluarga Mahasiswa FMIPA Unhas** terkhusus anggota keluarga **Himatika FMIPA Unhas** dan **Himastat FMIPA Unhas**, terima kasih atas ilmu yang mungkin tidak bisa didapatkan di proses perkuliahan dan telah menjadi keluarga selama penulis kuliah di Universitas Hasanuddin.
12. Kepada seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, terima kasih untuk segala dukungan dan partisipasi yang diberikan kepada penulis semoga bernilai ibadah di sisi Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*.

Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan tambahan pengetahuan baru bagi para pembelajar statistika. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan tugas akhir ini masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata, semoga dapat bermanfaat bagi pihak-pihak yang berkepentingan. *Aamiin Yaa Rabbal Alamin*.

Makassar, 18 Februari 2022



Munadiah Apriliani

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Munadiah Aprilaini
NIM : H051171507
Program Studi : Statistika
Departemen : Statistika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Non eksklusif (*Non-exclusive Royalty- Free Right*)** atas tugas akhir saya yang berjudul:

**“Peramalan Indeks Harga Saham Global Menggunakan VARIMA dan
VARIMAX dengan Variabel *Dummy* sebagai Variabel Eksogen”**

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar pada tanggal 18 Februari 2022

Yang menyatakan



Munadiah Apriliani

ABSTRAK

Pentingnya peramalan harga saham dalam berinvestasi adalah untuk menghasilkan suatu keputusan yang dapat dijadikan sebagai acuan. Pada penelitian ini, peramalan harga saham menggunakan analisis runtun waktu multivariat yaitu VARIMA (Vector Autoregressive Integrated Moving Average) dan VARIMAX (Vector Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables). Metode VARIMA digunakan untuk meramalkan harga saham yang melibatkan lebih dari satu variabel di dalam model dan memiliki hubungan antar variabel sedangkan metode VARIMAX digunakan dengan adanya penambahan variabel eksogen pada model. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah indeks harga saham global terdiri dari IHSG (Indeks harga Saham Gabungan) untuk Indonesia, DJIA (Dow Jones Industrial Average) untuk Amerika, N225 (Nikkei 225) untuk Jepang, STI (Singapore Stock Market) untuk Singapura, KS11 (KOSPI Composite Indeks) untuk Korea, PSEI (Phillipines Stock Exchange Indeks) untuk Filipina, HSI (Hang Seng Indeks) untuk Hongkong, dan KLCI (Kuala Lumpur Composite Indeks) untuk Malaysia. Tujuan dilakukan peramalan indeks harga saham global adalah untuk mendapatkan hasil peramalan yang lebih akurat dengan memperhatikan hubungan antar saham. Penelitian ini menghasilkan model VARIMA(1,1,0), tetapi model tersebut tidak memenuhi asumsi white noise dan asumsi distribusi normal multivariat. Kedua asumsi tersebut tidak terpenuhi karena teridentifikasi 39 sinyal out of control dari proses diagram kontrol. Data tersebut akan digunakan sebagai dasar penentuan variabel dummy. Model VARIMAX(1,1,0) dihasilkan dengan menambahkan variabel dummy sebagai variabel eksogen. Hasil peramalan yang diperoleh menunjukkan model VARIMA(1,1,0) memiliki nilai RMSE yang relatif kecil untuk IHSG(66.6979), N225(289.3419), STI(15.2802), PSEI(61.3008), dan HIS(189.4314) dibandingkan model VARIMAX(1,1,0) sedangkan model VARIMAX(1,1,0) memiliki nilai RMSE yang relatif kecil untuk DJIA(160.9249), KS11(25.3662), dan KLCI(18.7303) dibandingkan model VARIMA(1,1,0).

Kata kunci: Harga Saham Global, Variabel Dummy, VARIMA, VARIMAX.

ABSTRACT

The importance of price share forecasting in investing is to produce something that can be used as a reference. In this research, stock price forecasting using analysis of multivariate time series namely VARIMA (Vector Autoregressive Integrated Moving Average) and VARIMAX (Vector Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables). The VARIMA method is used for predict price shares involving more than one variable in the model and has connection between the variables, whereas the VARIMAX method is used with existence of exogenous variable to the model. The data used in this study are global stock price index consisting of JCI (Index Jakarta Composite Index) for Indonesia, DJIA (Dow Jones Industrial Average) for America, N225 (Nikkei 225) for Japan, STI (Singapore Stock Market) for Singapore, KS11 (KOSPI Composite Index) for Korea, PSEI (Philippines Stock Exchange Index) for the Philippines, HSI (Hang Seng Index) for Hong Kong, and KLCI (Kuala Lumpur Composite Index) for Malaysia. The purpose of forecasting the global stock price index is to achieve more accurate forecasting with notice of the connection between stocks. The VARIMA (1,1,0) model is produced as a result of this research, but it does not meet the assumptions of white noise and multivariate normal distribution. The assumption is not fulfilled because it identified 39 signals out of control of the process control diagram. The data will be used as a base determination variable dummy. The VARIMAX(1,1,0) model is generated with an added variable dummy as a variable exogenous. Forecasting results obtained show the VARIMA(1,1,0) model has relative small value of RMSE for JCI(66.6979), N225(289.3419), STI(15.2802), PSEI(61.3008), and HIS(189.4314) compared to the VARIMAX(1,1,0) model while VARIMAX(1,1,0) model has relative small value of RMSE for the DJIA(160.9249), KS11(25.3662), and KLCI(18.7303) versus the VARIMA(1,1,0) model.

Keywords : Global Stock Price, Variable *Dummy*, VARIMA, VARIMAX .

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL.....	ii
LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN.....	iii
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	iv
LEMBAR PENGESAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH.....	ix
ABSTRAK	x
ABSTRACT.....	xi
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1 Analisis Runtun Waktu	4
2.2 Kestasioneran Data.....	4
2.2.1 Kestasioneran dalam Rata-rata	4
2.2.2 Kestasioneran dalam Variansi	5
2.3 <i>Vector Autoregressive Integrated Moving Average</i>	6
2.3.1 Identifikasi Model VARIMA.....	8

2.3.2	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter	10
2.3.3	Uji Kesesuaian Model.....	12
2.4	Diagram Kontrol Residual.....	13
2.5	<i>Vector Autoregression Moving Average with Exogenous Variables</i>	14
2.6	Kriteria Pemilihan Model Terbaik	16
2.7	Saham Global	16
BAB III METODE PENELITIAN.....		17
3.1	Sumber Data	17
3.2	Variabel Penelitian	17
3.3	Metode Analisis Data	17
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		19
4.1	Deskriptif Data	19
4.2	Pemodelan VARIMA	21
4.2.1	Identifikasi Model.....	21
4.2.2	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter	25
4.2.3	Uji Kesesuaian Model.....	29
4.3	Deteksi <i>Outlier</i>	30
4.4	Pemodelan VARIMAX	31
4.4.1	Identifikasi Model.....	31
4.4.2	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter	33
4.4.3	Uji Kesesuaian Model.....	40
4.5	Peramalan Data Indeks Harga Saham Global	41
4.6	Pemilihan Model Terbaik	42
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		44
5.1	Kesimpulan.....	44
5.2	Saran	44

DAFTAR PUSTAKA	46
LAMPIRAN.....	48

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox.....	6
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Data Indeks Harga Saham Global	19
Tabel 4.2 Transformasi Box-Cox pada DJIA, N225, STI, KS11, PSEI, HIS, dan KLCI	22
Tabel 4.3 Uji <i>Dickey Fuller</i> Data Indeks Harga Saham Sebelum Diffrencing ...	23
Tabel 4.4 Uji <i>Dickey Fuller</i> Data Indeks Harga Saham Setelah Diffrencing	24
Tabel 4.5 Nilai AIC Data Indeks Harga Saham Global	25
Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model VARIMA(1,1,0) yang Signifikan	28
Tabel 4.7 Hasil Uji <i>Portmanteau</i> VARIMA(1,1,0).....	29
Tabel 4.8 Nilai AIC Data Indeks Harga Saham Global dengan Variabel <i>Dummy</i>	32
Tabel 4.9 Estimasi Parameter VARIMAX(1,1,0) yang Signifikan.....	35
Tabel 4.10 Hasil Uji <i>Portmanteau</i> VARIMAX(1,1,0).....	40
Tabel 4.11 Nilai RMSE VARIMA(1,0,0) dan VARIMAX(1,0,0).....	42

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.1 Plot Runtun Waktu Indeks Harga Saham Global	20
Gambar 4.2 Area Grap Indeks Harga Saham	21
Gambar 4.3 Box-Cox Transformasi IHSG	22
Gambar 4.4 Plot MACF sebelum di <i>differencing</i>	23
Gambar 4.5 Plot MACF Setelah di <i>differencing</i>	24
Gambar 4.6 Plot MPACF Data Indeks Harga Saham Setelah <i>Differencing</i>	25
Gambar 4.7 Diagram Kontrol residual VARIMA Iterasi Pertama	30
Gambar 4.8 Diagram Kontrol residual VARIMA Iterasi Kedua	30
Gambar 4.9 Diagram Kontrol residual VARIMA Iterasi ketujuh	31
Gambar 4.10 Plot MACF Data Indeks Harga Saham dengan Variabel <i>dummy</i> Setelah <i>Differencing</i>	32
Gambar 4.11 Plot MPACF Data Indeks Harga Saham dengan Variabel <i>dummy</i> Setelah <i>Differencing</i>	32
Gambar 4. 12 Plot runtun waktu data <i>testing</i>	42

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Indeks Harga Saham Global.....	48
Lampiran 2. Transformasi Box-Cox Indeks Harga Saham Global	50
Lampiran 3. Output SAS untuk VARIMA.....	51
Lampiran 4. Diagram Kontrol Matlab.....	56
Lampiran 5. Variabel <i>Dummy</i> Model VARIMA(1,0,0).....	57
Lampiran 6. Output SAS untuk VARIMAX.....	58
Lampiran 7. Hasil Peramalan VARIMA(1,0,0) dan VARIMAX(1,0,0) beserta nilai Aktual	66

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perekonomian dunia telah memasuki era globalisasi yang mengakibatkan hubungan ekonomi antar negara memiliki ketergantungan yang sangat tinggi. Salah satu faktor yang menyebabkan ketergantungan tersebut adalah berkembangnya investasi keuangan yang semakin terbuka dengan terlibatnya investor-investor dari berbagai negara (Utama & Artini, 2015). Adapun alat investasi yang umum diminati oleh investor pada pasar modal adalah saham. Saham merupakan surat berharga yang menunjukkan adanya kepemilikan seseorang atau badan hukum terhadap perusahaan penerbit saham (Fauziah & Pratomo, 2014).

Kegiatan jual-beli saham pada pasar modal selain menguntungkan juga mempunyai resiko yang besar. Oleh karena itu, dalam hal ini para investor memerlukan suatu informasi yang bisa dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan untuk menentukan saham yang akan dibeli, dijual, dan dipertahankan. Peramalan harga saham merupakan salah satu cara yang dapat dilakukan untuk menghasilkan suatu keputusan yang dapat dijadikan acuan dalam berinvestasi. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan ialah analisis runtun waktu (Dewi, Suharsono, & Suhartono, 2014).

Analisis runtun waktu adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan. Tujuan analisis runtun waktu antara lain meramalkan kondisi di masa yang akan datang, mengetahui hubungan antara variabel, dan kepentingan kontrol yaitu untuk mengetahui proses terkendali atau tidak (Aswi & Sukama, 2006). Salah satu model runtun waktu yang umum digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Namun metode tersebut hanya dapat melibatkan satu variable. Ketika dalam meramalkan harga saham dan melibatkan lebih dari satu variabel di dalam model maka salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA).

Dalam penelitian ini, variabel yang digunakan melebihi satu variabel dan memiliki hubungan antar variabel sehingga metode yang digunakan adalah

pemodelan multivariat yaitu VARIMA. Kelebihan Metode VARIMA selain dapat melibatkan lebih dari satu variabel secara bersama-sama, juga dapat mengetahui hubungan antar variabel. Variabel pada model VARIMA hanya variabel endogen. Namun dalam prakteknya, dalam analisis runtun waktu seringkali variabel endogen dipengaruhi oleh variabel lainnya yang ditentukan diluar model yang disebut variabel eksogen (Pratama & Saputro, 2018). Model VARIMA dengan penambahan variabel eksogen disebut *Vector Autoregressive Integrated Moving Average with exogenous variable* (VARIMAX).

Model VARIMAX merupakan kasus khusus dari model VARIMA dengan penambahan variabel eksogen ke dalam model. Variabel eksogen dalam VARIMAX ditentukan di luar model dan sifatnya mempengaruhi variabel endogen. Model VARIMAX juga dapat digunakan untuk menjelaskan hubungan antar variabel endogen dengan variabel eksogen (Pratama & Saputro, 2018).

Penelitian sebelumnya yang telah menggunakan metode VARIMA dan VARIMAX diantaranya Ikbal (2019) menggunakan VARIMA untuk menganalisis data volume pemakaian air bersih. Rochayati dkk (2019) menggunakan VARIMA dan VARIMAX pada data kunjungan wisatawan mancanegara dan kedatangan penumpang internasional dengan variabel eksogen yaitu kurs, inflasi, dan PDRB. Ayudhiah dkk (2020) menggunakan VARIMA untuk meramalkan Indeks Harga Konsumen kota Mataram. Pada penelitian sebelumnya tidak memperhatikan keberadaan *outlier*. Dibeberapa kasus seringkali ditemukan adanya *outlier* pada residual. Keberadaan *outlier* dapat menyebabkan residual yang besar sehingga membuat asumsi *white noise* dan normal multivariat tidak terpenuhi.

Pada tahun 2014, Suharsono dan Susilaningrum melakukan penelitian menggunakan metode VAR dan VARX dengan variabel eksogennya merupakan variabel *dummy* dari hasil deteksi *outlier* pada data. Namun setelah dideteksi, tidak terdapat *outlier* pada data sehingga pemodelan VARX tidak dilakukan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini akan dilakukan permalan terhadap indeks harga saham global menggunakan VARIMA dan VARIMAX dengan variabel eksogen adalah variabel *dummy* dari hasil deteksi *outlier* pada residual. Oleh karena itu penelitian ini berjudul **“Peramalan Indeks Harga Saham Global Menggunakan VARIMA dan VARIMAX dengan Variabel *Dummy* sebagai Variabel Eksogen”**

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana dugaan model indeks harga saham global menggunakan metode VARIMA dan VARIMAX ?
2. Bagaimana hasil peramalan indeks harga saham global menggunakan metode VARIMA dan VARIMAX ?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas maka tujuan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Memperoleh dugaan model untuk data harga saham global menggunakan metode VARIMA dan VARIMAX.
2. Memperoleh hasil peramalan harga saham global berdasarkan metode VARIMA dan VARIMAX.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Data saham yang digunakan yaitu IHSG, DJIA, N225, STI, KS11, PSEI, HSI, dan KLCI data indeks harga saham penutupan harian mulai Januari sampai dengan Desember 2020.
2. Estimasi parameter yang digunakan adalah *Least Square (LS)*.
3. Pemilihan kriteria model terbaik menggunakan *Root Mean Square Error (RMSE)* yang paling minimum.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menambah pemahaman teoritis dan praktis bagi peneliti dan pembaca tentang VARIMA dan VARIMAX.
2. Sebagai salah satu metode yang dapat digunakan untuk meramalkan harga saham bagi para investor.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Runtun Waktu

Analisis runtun waktu pertama kali diperkenalkan pada tahun 1970 oleh George E. P. Box dan Gwilyn M. Jenkins. Runtun waktu merupakan serangkaian data pengamatan yang terjadi berdasarkan indeks waktu secara berurutan dengan interval waktu tetap. Analisis runtun waktu adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa mendatang dalam rangka pengambilan keputusan (Aswi & Sukama, 2006)

Secara garis besar pemodelan runtun waktu terbagi atas dua klasifikasi yaitu univariat dan multivariat. Pada model univariat peramalan dilakukan dengan hanya menggunakan satu variabel dengan didasarkan pada nilai variabel tersebut pada masa lampau. Sedangkan model multivariat peramalan data dilakukan dengan menggunakan beberapa variabel secara simultan yang memiliki hubungan atau saling berkorelasi untuk mendapatkan keakuratan peramalan. Pada penelitian ini digunakan VARIMA dan VARIMAX yang merupakan salah satu metode pada analisis runtun waktu multivariat.

2.2 Kestasioneran Data

Pada analisis runtun waktu, langkah pertama yang dilakukan adalah identifikasi model untuk melihat pola data. Apabila data runtun waktu bersifat non-stasioner maka harus distasionerkan terlebih dahulu. Menurut Wei (2006) dalam Ikbal (2019) runtun waktu yang stasioner adalah relatif tidak terjadi kenaikan maupun penurunan nilai secara tajam pada data dan flaktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata yang konstan. Dengan kata lain, runtun waktu dapat dikatakan stasioner jika tidak ada kecenderungan perubahan dalam rata-rata dan variansi.

2.2.1 Kestasioneran dalam Rata-rata

Pada pemodelan univariat kestasioneran data dalam rata-rata secara visual dapat terlihat melalui plot ACF dari data hasil pengamatan. Plot ACF yang turun secara lambat menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata. Sedangkan pada multivariat kestasioneran data dapat terlihat melalui plot MACF.

Selain melihat plot MACF, kestasioneran dalam rata-rata dapat diketahui dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Pengujian hipotesis untuk uji ADF :

H_0 : $\gamma \geq 0$ (data tidak stasioner dalam rata-rata)

H_1 : $\gamma < 0$ (data stasioner dalam rata-rata)

Statistik hitung dari uji ADF sebagai berikut:

$$\tau = \frac{\hat{\gamma} - \gamma}{SE(\hat{\gamma})} \quad (2.1)$$

Tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$ (0,05).

Apabila data tidak stasioner dalam rata-rata, maka perlu dilakukan proses *differencing* untuk menstasionerkan data dalam rata-rata. *Differencing* orde d dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$W_t = (1 - B)^d Z_t$$

dengan $B^d Z_t = Z_{t-d}$

Keterangan :

d : orde *differencing*

Z_t : nilai observasi pada waktu ke- t

$(1 - B)^d$: *differencing* orde d

2.2.2 Kestasioneran dalam Variansi

Untuk mengetahui apakah data stasioner dalam variansi atau tidak, dapat dideteksi menggunakan plot Box-Cox. Apabila nilai parameter transformasi (λ) sama dengan atau mendekati satu, maka dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam variansi. Sebaliknya jika nilai parameter transformasi (λ) tidak sama dengan satu maka data tidak stasioner dalam variansi, maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox untuk menstasionerkan data dalam variansi. Secara umum, untuk mencapai stasioneritas dalam variansi dapat dilakukan dengan *power transformation* (λ) yang diperkenalkan oleh Box and Cox (1964) sebagai berikut :

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln(Z_t), & \lambda = 0 \end{cases}$$

dengan $T(Z_t)$ adalah data yang mengalami transformasi dan λ adalah parameter transformasi. Box dan Cox menyatakan bahwa selama variansi dalam analisis tidak berubah atau konstan maka Persamaan (2.2) ekuivalen dengan

$$T(Z_t) = \begin{cases} Z_t^\lambda, \lambda \neq 0 \\ \ln(Z_t), \lambda = 0 \end{cases}$$

Secara umum, berikut adalah bentuk transformasi untuk beberapa nilai dari λ (Wei, 2006).

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Transformasi
-1.0	$\frac{1}{Z_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0.0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1.0	Z_t

2.3 *Vector Autoregressive Integrated Moving Average*

Dalam analisis runtun waktu, yang umum diamati dalam runtun waktu yaitu menunjukkan tidak stasioner. Salah satu cara yang digunakan untuk tidak stasioner ke stasioner adalah *differencing*. Sebagai contoh, dalam runtun waktu univariat suatu data tidak stasioner Z_t direduksi menjadi serangkaian stasioner *series* $(1 - B)^d Z_t$ untuk $d > 0$, dapat ditulis

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \tag{2.2}$$

dimana ϕ_p adalah operator stasioner untuk *Autoregressive* (AR) dan θ_q adalah operator stasioner untuk *Moving Average* (MA) . Dari Persamaan (2.2) dapat di tulis menjadi suatu proses vektor.

$$\Phi_p(\mathbf{B})(\mathbf{1} - \mathbf{B})^d \mathbf{Z}_t = \Theta_q(\mathbf{B})\mathbf{a}_t$$

Eksistensi ini menunjukkan bahwa semua komponen *series* adalah *difference* dari beberapa waktu. Pembatasan ini jelas tidak perlu dan tidak diinginkan. Untuk lebih *flexible*, kita asumsikan bahwa \mathbf{Z}_t yang tidak stasioner,

dapat direduksi dengan serangkaian vektor *series* yang menerapkan operator *differencing* $\mathbf{D}(B)$, yaitu:

$$\mathbf{D}(B)\mathbf{Z}_t$$

dengan

$$\mathbf{D}(B) = \begin{bmatrix} (1-B)^{d_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & (1-B)^{d_2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & (1-B)^{d_n} \end{bmatrix}$$

dan (d_1, d_2, \dots, d_n) adalah bagian dari bilangan bulat nonnegatif. Dengan demikian, kita memiliki model VARMA yang tidak stasioner untuk \mathbf{Z}_t

$$\Phi_p(B)\mathbf{D}(B)\mathbf{Z}_t = \Theta_q(B)\mathbf{a}_t$$

dengan,

\mathbf{Z}_t : vektor pengamatan dengan $\mathbf{Z}_t = [Z_{1,t}, Z_{2,t}, \dots, Z_{n,t}]'$ berukuran $n \times 1$

\mathbf{a}_t : nilai residual pada waktu ke- t

p : order AR

q : order MA

$\mathbf{D}(B)$: operator *differencing*

$\Phi_p(B)$: matriks parameter *autoregressive* ordo ke- p berukuran $n \times n$

$\Theta_q(B)$: matriks parameter *moving average* ordo ke- q berukuran $n \times n$

Differencing pada vektor runtun waktu jauh lebih rumit dan harus ditangani dengan hati-hati. *Overdifferencing* dapat menyebabkan komplikasi pada model yang sesuai. Salah satunya harus berhati-hati pada perintah *differencing* untuk setiap komponen *series* yang sama. Model murni berdasarkan *differencing* mungkin tidak ada, tetapi dapat menggunakan generalisasi dari model VARMA yang diusulkan oleh Tiao dan Box (1981)

$$\Phi_p(B)\mathbf{Z}_t = \Theta_q(B)\mathbf{a}_t$$

dengan $\Phi_p(B) = I - \Phi_1 B - \dots - \Phi_p B^p$ dan $\Theta_q(B) = I - \Theta_1 B - \dots - \Theta_q B^q$

Dalam penggunaan model VARMA dan VARIMA dilakukan langkah-langkah yaitu pengujian stasioner, identifikasi model, estimasi dan uji signifikan parameter, serta uji kesesuaian model (Wei, 2006).

2.3.1 Identifikasi Model VARIMA

Pada prinsipnya, identifikasi model vektor runtun waktu sama dengan identifikasi model runtun waktu univariat. Untuk vektor runtun waktu yang diamati diberikan $Z_{1,t}, Z_{2,t}, \dots, Z_{n,t}$ untuk dilakukan identifikasi model dengan berdasarkan pada pola MACF dan MPACF setelah data stasioner (Wei, 2006).

a. *Matrix Autocorrelation Function* (MACF)

Fungsi matriks korelasi sampel dari n variabel $Z_{1,t}, Z_{2,t}, \dots, Z_{n,t}$ maka MACF dapat dihitung sebagai berikut :

$$\rho(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)]$$

dengan $\hat{\rho}_{ij}(k)$ adalah korelasi silang sampel dari komponen deret ke- i dan ke- j pada lag ke- k dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t+k} - \bar{Z}_j)}{\left[\sum_{t=1}^n (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)^2 \sum_{t=1}^m (Z_{j,t} - \bar{Z}_j)^2 \right]^{1/2}}$$

dan \bar{Z}_i dan \bar{Z}_j adalah rata-rata sampel dari komponen deret yang bersesuaian.

Persamaan matriks korelasi ini sangat berguna untuk menentukan orde dalam model *Moving Average* (MA). Akan tetapi bentuk matriks dan grafik akan semakin kompleks seiring dengan meningkatnya dimensi vektor. Untuk mengatasinya, Tiao dan Box (1981) di dalam Wei (2006) memperkenalkan sebuah metode yang sesuai untuk meringkas penjelasan korelasi sampel, yaitu dengan menggunakan simbol (+), (-) dan (.) pada matriks korelasi sampel (i, j).

1. Simbol (+) diartikan sebagai $\hat{\rho}_{ij}(k) > 2$ kali standar error dan menunjukkan hubungan korelasi yang positif.
2. Simbol (-) diartikan sebagai $\hat{\rho}_{ij}(k) > -2$ kali standar error dan menunjukkan hubungan korelasi yang negatif.
3. Simbol (.) diartikan sebagai $\hat{\rho}_{ij}(k)$ berada diantara ± 2 kali standar error dan menunjukkan tidak adanya korelasi.

b. *Matrix Partial Autocorrelation Function* (MPACF)

Fungsi autokorelasi parsial digunakan dalam mengidentifikasi model *autoregressive* (AR). Generalisasi dari konsep PACF ke dalam bentuk vektor

runtun waktu dilakukan oleh Tiao dan Box (1981) yang mendefinisikan matriks autoregresi parsial pada lag s dinotasikan dengan $\mathcal{P}(s)$, sebagai koefisien matriks terakhir jika data diterapkan untuk suatu proses *vektor autoregressive* (VAR) pada orde ke- s . Hal ini merupakan pengembangan definisi fungsi autokorelasi parsial untuk runtun waktu univariat yang dikemukakan oleh Box dan Jenkins (1976). Oleh karena itu, $\mathcal{P}(s)$ sama dengan $\Phi_{s,s}$ dalam regresi linear multivariat.

Suatu bentuk umum multivariat untuk persamaan Yule Walker dalam bentuk tidak normal sebagai berikut dengan $\Gamma(s)$ adalah matriks kovarian.

$$\begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \dots & \Gamma'(s-1) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \ddots & \Gamma'(s-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(s-1) & \Gamma(s-2) & \dots & \Gamma'(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi'_{s,1} \\ \Phi'_{s,2} \\ \vdots \\ \Phi'_{s,s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s) \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Definisi $\mathcal{P}(s)$ oleh Tiao dan Box akan menyelesaikan $\Phi'_{s,s}$ pada Persamaan (2.3) dan menentukan matriks autokorelasi parsial untuk masing-masing orde s yang lebih tinggi. Jika $s \geq 2$ maka diperoleh

$$A(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \dots & \Gamma'(s-1) \\ \Gamma(s) & \Gamma(s) & \ddots & \Gamma'(s-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(s-1) & \Gamma(s-2) & \dots & \Gamma'(0) \end{bmatrix}; b(s) = \begin{bmatrix} \Gamma'(s-1) \\ \Gamma'(s-2) \\ \vdots \\ \Gamma'(1) \end{bmatrix}$$

$$c(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s-1) \end{bmatrix}; \Phi'_*(s-1) = \begin{bmatrix} \Phi'_{s,1} \\ \Phi'_{s,2} \\ \vdots \\ \Phi'_{s,s-1} \end{bmatrix}$$

Sehingga Persamaan (2.3) dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} A(s) & b(s) \\ b'(s) & \Gamma(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi'_*(s-1) \\ \Phi'_{s,s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c(s) \\ \Gamma(s) \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Oleh karena itu,

$$A(s)\Phi'_*(s-1) + b(s)\Phi'_{s,s} = c(s) \quad (2.4)$$

$$b'(s)\Phi'_*(s-1) + \Gamma(0)\Phi'_{s,s} = \Gamma(s) \quad (2.5)$$

Persamaan (2.3) mengimplikasikan bahwa :

$$\Phi'_*(s-1) = [A(s)]^{-1}c(s) - [A(s)]^{-1}b(s)\Phi'_{s,s}$$

Substitusi Persamaan (2.5) kedalam Persamaan (2.4) dan diperoleh nilai $\Phi'_{s,s}$ sebagai berikut:

$$\Phi'_{s,s} = \{ \Gamma(0) - b'(s)[A(s)]^{-1}b(s) \}^{-1} \{ \Gamma(s) - b'(s)[A(s)]^{-1}c(s) \}$$

MPACF didefinisikan sebagai berikut:

$$\mathcal{P}(s) = \begin{cases} \mathbf{\Gamma}'^{(0)}[\mathbf{\Gamma}^{(0)}]^{-1} & , s = 1 \\ \{\mathbf{\Gamma}'^{(s)} - \mathbf{c}'(s)[\mathbf{A}(s)]^{-1}\mathbf{b}(s)\} \{\mathbf{\Gamma}'^{(0)} - \mathbf{b}'(s)[\mathbf{A}(s)]^{-1}\mathbf{b}(s)\}^{-1} & , s > 1 \end{cases}$$

Jika model dari data merupakan AR(p), maka,

$$\mathcal{P}(s) = \begin{cases} \mathbf{\Phi}_p & s = p \\ 0 & s > p \end{cases}$$

Seperti pada PACF kasus univariat, MPACF juga memiliki sifat *cutoff* setelah lag p pada model VAR(p) (Wei, 2006).

Selain melihat plot MACF dan MPACF untuk menentukan orde VARIMA yang sesuai, dapat juga mempertimbangkan nilai *Akaike's Information Criteria* (AIC) yang paling minimum. Rumus AIC adalah sebagai berikut (Suharsono & Susilaningrum, 2014):

$$AIC_{(p+q)} = \ln|\hat{\Sigma}_{(p+q)}| + \frac{2k^2(p+q)}{t} \quad (2.6)$$

dengan:

- $\hat{\Sigma}$: estimasi matriks varian kovarian
- t : banyaknya pengamatan
- k : banyaknya variabel
- p : lag untuk AR
- q : lag untuk MA

2.3.2 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Setelah orde model didapatkan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi pada parameter model VARIMA dengan menggunakan metode LS (*Least Square*). Diberikan model VARMA (p,q) sebagai berikut:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{U}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{a} \quad (2.7)$$

dengan:

$$\mathbf{Z}_{(i,j)} = \begin{bmatrix} Z_{1,1} & \cdots & Z_{1,t} \\ \vdots & & \vdots \\ Z_{n,1} & \cdots & Z_{n,t} \end{bmatrix}; i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,t$$

$$\mathbf{a}_{(i,j)} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,t} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n,1} & \cdots & a_{n,t} \end{bmatrix}; i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,t$$

$\beta = (\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p, \Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_q)$, matriks berukuran $n \times (np + nq)$

$U = (Z_{t-1}, \varepsilon_{t-1})$, matriks berukuran $(np + nq) \times t$

Dengan menggunakan *kronecker product* dan *vector product* maka Persamaan (2.7) menjadi

$$vec(Z) = vec(U\beta) + vec(\alpha)$$

$$vec(Z) = (I_n \otimes U)vec(\beta) + vec(\alpha)$$

$$Z = W\beta + \alpha$$

Maka estimasi *Least Square* multivariat dari β berarti memilih estimator dengan meminimumkan jumlah kuadrat erornya

$$\begin{aligned} S(\beta) &= (\alpha)'(\alpha) \\ &= (Z - W\beta)'(Z - W\beta) \\ &= Z'Z - Z'W\beta - \beta'W'Z + \beta'W'W\beta \\ &= Z'Z - 2Z'W\beta + \beta'W'W\beta \end{aligned}$$

maka,

$$\left. \frac{\partial S(\beta')}{\partial (\beta')} \right|_{\beta=\hat{\beta}} = 2W'W\beta - 2Z'W$$

Fungsi $S(\beta)$ minimum ketika $\frac{\partial S(\beta')}{\partial (\beta')} = 0$, sehingga:

$$2W'W\beta - 2Z'W = 0$$

$$2W'W\beta = 2Z'W$$

$$\beta = (W'W)^{-1}Z'W$$

Maka estimasi parameter dengan *Least Square* adalah

$$\hat{\beta} = (W'W)^{-1}Z'W$$

Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter yang bertujuan untuk mengetahui apakah parameter yang diperoleh signifikan atau tidak, menggunakan uji t yaitu untuk menguji pengaruh masing-masing parameter terhadap model.

Dengan hipotesis sebagai berikut (Ikbal, 2019):

$$H_0 : \phi_{jk}^i = 0 \text{ (parameter tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \phi_{jk}^i \neq 0 \text{ (parameter signifikan)}$$

Statistik uji :

$$t = \frac{\phi_{jk}^i}{Se(\phi_{jk}^i)} \quad (2.8)$$

Kriteria keputusan H_0 ditolak jika nilai $|t| > t_{\frac{\alpha}{2},(m-p)}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$.

2.3.3 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model bertujuan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan layak digunakan dalam peramalan. Model runtun waktu multivariat memiliki dua asumsi yang harus terpenuhi yaitu residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal multivariat.

a Uji *White Noise*

Residual bersifat *white noise* artinya tidak ada korelasi dari vektor residual dalam model hingga *lag* h . Pengujian yang bisa digunakan yaitu uji *portmanteau*. Uji *portmanteau* merupakan generalisasi dari uji L-jung Box untuk kasus multivariat. Uji *portmanteau* digunakan untuk menguji signifikansi secara keseluruhan pada autokorelasi residual sampai *lag* h . Hipotesis yang akan diuji dalam uji *portmanteau* adalah sebagai berikut:

H_0 : vektor residual model memenuhi asumsi *white noise*

H_1 : vektor residual model tidak memenuhi asumsi *white noise*

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut

$$Q_h = t \sum_{i=1}^h tr(\hat{\Sigma}_i' \hat{\Sigma}_0^{-1} \hat{\Sigma}_i \hat{\Sigma}_0^{-1}) \quad (2.9)$$

dimana $\hat{\Sigma}_i = \frac{1}{n} \sum_{t=i+1}^n \hat{u}_t \hat{u}_{t-i}'$

Keterangan

$\hat{\Sigma}_i$: matriks penduga autokovarian dari residual \hat{u}_t

$\hat{\Sigma}_0$: matriks $\hat{\Sigma}_i$ ketika $i = 0$

n : banyaknya sampel

h : banyaknya *lag*

Kriteria keputusan tolak H_0 jika statistik uji $Q_h > \chi^2$ atau $p\text{-value} < \text{taraf signifikansi } (\alpha)$ (Rosyidah, Rahmawati, & Prahutama, 2017).

b. Uji Residual Normal Multivariat

Asumsi kedua yang harus dipenuhi adalah residual berdistribusi normal multivariat. Pemeriksaan distribusi normal dapat dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Pengujian *Kolmogorov-Smirnov* menggunakan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : vektor residual berdistribusi normal multivariat

H_1 : vektor residual model tidak berdistribusi normal multivariat

Dengan statistik ujinya :

$$D = \text{SUP}|F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.10)$$

dengan :

$F_0(x)$: fungsi yang dihipotesiskan berdistribusi normal

$F_n(x)$: fungsi distribusi kumulatif dari data asal

n : banyaknya residual

Kriteria keputusan terima H_0 jika $p\text{-value} >$ taraf signifikansi (α) (Rukini, Sukadana, & Meydianawathi, 2015).

2.4 Diagram Kontrol Residual

Pada data runtun waktu seringkali dipengaruhi oleh kejadian eksternal. Jika penyebabnya diketahui maka disebut intervensi, jika tidak maka disebut *outlier*. Keberadaan *outlier* dapat menyebabkan asumsi distribusi multivariat normal tidak terpenuhi sehingga akan berpengaruh pada pengontrolan proses di masa mendatang. Keberadaan *outlier* ini sering tersamar, dalam arti tidak semua *outlier* dalam runtun waktu dapat terlihat secara langsung dari plot runtun waktu. Salah satu cara untuk mendeteksi *outlier* yaitu menggunakan diagram kontrol residual.

Diagram kontrol residual adalah diagram kontrol multivariat untuk pengamatan berautokorelasi yang memerlukan pengendalian bersama secara simultan terhadap beberapa variabel yang berkaitan, baik pada waktu pengamatan yang sama atau berbeda. Diagram kontrol residual dengan pengontrolan proses target dan klasifikasi pengamatan individu dapat menggunakan T^2 Hotelling (Ödük, 2012).

$$T^2 = \hat{a}_t' \Sigma^{-1} \hat{a}_t \sim \chi^2_{(k)} \quad (2.11)$$

dengan \hat{a}_t residual setiap pengamatan dalam vektor kolom. Dasar pendekatan asimtotis yang menunjukkan diagram kontrol residual menggunakan T^2 Hotelling mengikuti distribusi *chi-square*. Proses akan terkendali apabila nilai T^2 Hotelling tidak keluar dari batas $\text{UCL} = \chi_n^2$ dan $\text{LCL} = 0$.

Deteksi *outlier* menggunakan prosedur *iterative*, pada tahap 1 dilakukan pemodelan terhadap data dengan asumsi awal tidak ada *outlier* dan menghitung residual model yang telah diestimasi. Tahap 2 mendeteksi *outlier* berdasarkan plot

residual yang sangat ekstrim menunjukkan pengamatannya *outlier* dan dibuat variabel *dummy*, kemudian memasukkan *outlier* kedalam model atau dengan kata lain memodelkan *outlier*.

2.5 Vector Autoregression Moving Average with Exogenous Variables

Model VARIMAX merupakan kasus khusus dari model VARIMA dengan penambahan variabel eksogen ke dalam model. Variabel eksogen dalam model VARIMAX ditentukan di luar model dan sifatnya mempengaruhi variabel endogen dalam suatu model. Model VARIMAX juga dapat digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel endogen dengan variabel eksogen. Menurut Spliid (1983) dalam Rizeka & Dewi (2018) model VARIMAX (p,q,r) dituliskan sebagai

$$\Phi_p(B)Z_t = \delta_r(B)X_t + \Theta_q(B)a_t \quad (2.12)$$

dengan

$$\Phi_p(B) = I - \Phi_1 B - \dots - \Phi_p B^p$$

$$\Theta_q(B) = I - \Theta_1 B - \dots - \Theta_q B^q$$

$$\delta_r(B) = \delta_0 + \delta_1 B + \dots + \delta_{r-1} B^{r-1}$$

dengan Φ_p dan Θ_q adalah matriks *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) polinomial berorde p dan q dengan matriks nonsingular berukuran $k \times k$, $\gamma_r(B)$ adalah matriks polinomial berukuran $k \times m$. Z_t merupakan vektor runtun waktu multivariat yang terkoreksi nilai rata-ratanya dan matriks varian kovarian Σ dari a_t adalah definit positif. Secara umum model (2.12) juga dapat dituliskan sebagai (Suharsono & Susilaningrum, 2014).

$$Z = X\delta + U\beta + a \quad (2.13)$$

dengan:

$$Z_{(i,j)} = \begin{bmatrix} Z_{1,1} & \dots & Z_{1,t} \\ \vdots & & \vdots \\ Z_{n,1} & \dots & Z_{n,t} \end{bmatrix}; i=1,2,\dots,n, j = 1,2,\dots,t$$

$$a_{(i,j)} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \dots & a_{1,t} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n,1} & \dots & a_{n,t} \end{bmatrix}; i=1,2,\dots,n, j = 1,2,\dots,t$$

$$X = [x_{t-1}] \text{ matriks berukuran } mr \times t$$

$$\delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_r) \text{ matriks } m \times mr$$

$$\beta = (\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p, \Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_q), \text{ matriks berukuran } n \times (np + nq)$$

$$U = (Z_{t-1}, \varepsilon_{t-1}), \text{ matriks berukuran } (np + nq) \times t$$

Dengan menggunakan *kroncker product* dan *vector product* maka Persamaan (2.13) menjadi

$$vec(Z) = vec(X\delta) + vec(U\beta) + vec(\alpha)$$

$$vec(Z) = (I_n \otimes X)vec(\delta) + (I_n \otimes U)vec(\beta) + vec(\alpha)$$

$$Z = V\delta + W\beta + \alpha$$

Estimasi Parameter VARMAX dengan metode LS sebagai berikut

$$S(\beta, \delta) = a' a$$

$$= (Z - V\delta - W\beta)' (Z - V\delta - W\beta)$$

$$= Z'Z - Z'V\delta - Z'W\beta - V'\delta'Z + V'\delta'V\delta + V'\delta'W\beta - W'\beta'Z$$

$$+ W'\beta'V\delta + W'\beta'W\beta$$

$$= Z'Z - 2Z'V\delta - 2Z'W\beta + V'\delta'V\delta + 2W'\beta'V\delta + W'\beta'W\beta$$

Maka terdapat dua parameter yang akan diturunkan yaitu δ dan β .

a. Parameter δ

$$\left. \frac{\partial S(\delta, \beta')}{\partial \delta} \right|_{\delta = \hat{\delta}} = -2Z'V + 2V'V\delta + 2W'V\beta'$$

Fungsi $\partial S(\delta, \beta')$ minimum ketika $\frac{\partial S(\delta, \beta')}{\partial \delta} = 0$, sehingga:

$$-2Z'V + 2V'V\delta + 2W'V\beta' = 0$$

$$2V'V\delta = 2Z'V - 2W'V\beta'$$

$$\delta = (V'V)^{-1}[Z'V - W'V\beta']$$

Maka estimasi parameter δ dengan LS adalah

$$\hat{\delta} = (V'V)^{-1}[Z'V - W'V\beta']$$

b. Parameter β

$$\left. \frac{\partial S(\delta, \beta')}{\partial \beta} \right|_{\beta = \hat{\beta}} = -2Z'W + 2V'W\delta + 2W'W\beta$$

Fungsi $\partial S(\delta, \beta')$ minimum ketika $\frac{\partial S(\delta, \beta')}{\partial \beta} = 0$, sehingga:

$$-2Z'W + 2V'W\delta + 2W'W\beta = 0$$

$$2W'W\beta = 2Z'W - 2V'W\delta$$

$$\beta = (W'W)^{-1}[Z'W - V'W\delta]$$

Maka estimasi parameter β dengan LS adalah

$$\hat{\beta} = (W'W)^{-1}[Z'W - V'W\delta]$$

Penggunaan model VARIMAX dilakukan dengan langkah-langkah yang sama pada model VARIMA.

2.6 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan pada data *testing* berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE). Nilai RMSE yang paling kecil mengindikasikan bahwa angka ramalan mempunyai kesalahan sekecil-kecilnya. Besarnya nilai RMSE dapat dihitung sebagai berikut (Wei, 2006):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2} \quad (2.14)$$

dengan Z_i menyatakan nilai aktual sedangkan \hat{Z}_i menyatakan *forecast*.

2.7 Saham Global

Dampak globalisasi dibidang ekonomi memungkinkan adanya hubungan saling terkait dan saling mempengaruhi antara pasar modal di dunia. Dampak globalisasi dibidang ekonomi diikuti oleh adanya liberalisasi dalam bidang perekonomian yang berarti bahwa dalam pasar global ini setiap investor dapat berinvestasi dimanapun yang dia inginkan (Mie & Agustina, 2014).

Pada umumnya bursa yang memiliki pengaruh yang kuat terhadap kinerja bursa efek lainnya adalah bursa efek yang tergolong maju seperti Indeks DJIA di Amerika. Selain itu bursa efek yang berada dalam satu kawasan juga dapat mempengaruhi karena letak geografisnya yang saling berdekatan dengan Indonesia seperti Indeks Nikkei 225 di Jepang, STI di Singapura, KS11 di Korea, PSEI di Filipina, HSI di Hongkong, dan KLCI di Malaysia.