PERAMALAN NILAI IMPOR ALAT TELEKOMUNIKASI DAN ELEKTRONIK INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL ARIMA-GARCH

SKRIPSI

Disusun Oleh:

Kinanti Prawita Ningrum

H76217035

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA
2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini,

NAMA : KINANTI PRAWITA NINGRUM

NIM : H76217035

PROGRAM STUDI : SISTEM INFORMASI

ANGKATAN : 2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penelitian skripsi saya yang berjudul "PERAMALAN NILAI IMPOR ALAT TELEKOMUNIKASI DAN ELEKTRONIK INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL ARIMA-GARCH ". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian saya buat dengan sebenar-benarnya.

Sidoarjo, 06 Agustus 2021

Yang Menyatakan

(Kinanti Prawita Ningrum)

NIM : H76217035

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

JUDUL : PERAMALAN NILAI IMPOR ALAT TELEKOMUNIKASI DAN ELEKTRONIK INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL ARIMA-GARCH

NAMA : KINANTI PRAWITA NINGRUM

NIM : H76217035

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan

Surabaya, 08 Januari 2021

Menyetujui,

Dosen Pembimbing I	Dosen Pembimbing II
Dwi Rolliawati, M.T	Ahmad Yusuf, M.Kom
NIP. 197909272014032001	NIP. 199001202014031003

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi Kinanti Prawita Ningrum ini telah dipertahankan

Di depan Tim Penguji Skripsi

Di Surabaya, 02 Agustus 2021.

Mengesahkan,

Dewan Penguji

Penguji I

Mujib Ridwan, S.Kom, MT
NIP. 198604272014031004

Penguji II

Khalid, M.Kom
NIP. 197906092014031002

Penguji III

Dwi Rolliawati, M.T
NIP. 197909272014032001

Penguji IV

Ahmad Yusuf, M.Kom
NIP. 199001202014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Evi Fatimatur Rusydiyah, M.Ag
NIP. 197312272005012003

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : KINANTI PRAWITA NINGRUM
NIM : H76217035
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI/SISTEM INFORMASI
E-mail address : kinantiprawitan22@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
■ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (……)
yang berjudul :
PERAMALAN NILAI IMPOR ALAT TELEKOMUNIKASI DAN ELEKTRONIK
INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL ARIMA-GARCH

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 09 Agustus 2021

Penulis

( )

KINANTI PRAWITA N.

ABSTRAK

PERAMALAN NILAI IMPOR ALAT TELEKOMUNIKASI DAN ELEKTRONIK INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL ARIMA-GARCH

Oleh:

Kinanti Prawita

Ekspor dan impor terjadi karena setiap negara memiliki interpedensi kebutuhan yang semakin hari semakin tinggi. Namun jika konsumsi impor terus meningkat tanpa diimbangi nilai ekspor maka dapat menyebabkan nilai tukar rupiah terhadap dollar. Pada saat ini kemajuan teknologi tumbuh dengan pesat, ketergantuang masyarakat terhadap alat telekomunikasi dan elektronik semakin meningkat. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan data nilai impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik menggunakan model ARIMA dan GARCH. Data peramalan untuk penelitian ini menggunakan data impor dengan periode per bulan dari bulan Januari 1998 hingga bulan Desember 2020. Evaluasi model menggunakan cross validation sebanyak 5 fold dengan skenario pengujian menggunakan model tanpa tuning parameter dan dengan tuning parameter. Hasilnya model AUTORIMA-GARCH memiliki tingkat error yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA-GARCH non tuning parameter dengan skor MAPE sebesar 0.0183 dan MSE sebesar 0.4302 dimana tergolong ke dalam kriteria peramalan yang baik.

Kata kunci: *impor, peramalan, ARIMA, GARCH*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ABSTRACT

FORECASTING THE IMPORT VALUE OF INDONESIAN TELECOMMUNICATION AND ELECTRONIC EQUIPMENT USING ARIMA-GARCH MODEL

By:

Kinanti Prawita

Exports and imports occur because every country has an increasing need for interdependence. However, if the consumption of imports continues to increase without the value of exports, it can cause the exchange rate of the rupiah against the dollar. At this time technological advancements are growing rapidly, people's dependence on telecommunications and electronic equipment is increasing. This study aims to predict import value data in the telecommunications and electronic equipment sector using ARIMA and GARCH models. Forecasting data for this study uses imported data with a monthly period from January 1998 to December 2020. The evaluation of the model uses cross-validation 5 times with a test scenario using a model without tuning parameters and with tuning parameters. The result is that the AUTORIMA-GARCH model has a smaller error rate than the ARIMA-GARCH non-tuning parameter model with a MAPE score of 0.0183 and an MSE of 0.4302 which belongs to good forecasting criteria.

Keywords**:** *import, forecasting, ARIMA, GARCH*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN ..... **iii**

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING ..... **iv**

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI ..... **v**

KATA PENGANTAR ..... **vii**

ABSTRAK ..... **ix**

ABSTRACT ..... **x**

DAFTAR ISI ..... **xi**

DAFTAR GAMBAR **1**

DAFTAR TABEL **2**

BAB I **4**

PENDAHULUAN **4**

1.1 Latar Belakang 4

1.2 Rumusan Masalah 7

1.3 Batasan Masalah 7

1.4 Tujuan Penelitian 8

1.5 Manfaat Penelitian 8

BAB II **9**

TINJAUAN PUSTAKA **9**

2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu 9

2.2 Dasar Teori 14

2.2.1 Perdagangan Internasional 14

2.2.2 Impor 15

2.2.3 Komoditi HS nomor 85 16

2.2.4 Data Mining 16

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.2.5 Peramalan 18
2.2.6 Time Series 21
2.2.7 Kestationeran 21
2.2.8 *Cross validation* 23
2.2.9 Heterokedastisitas 24
2.2.10 Volatilitas 25
2.2.11 Auotoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) 25
2.2.12 Autoregressive Conditional Heterokedasticity (ARCH) 29
2.2.13 Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity (GARCH) 30
2.2.14 *Windowing* 31
2.2.15 Python 31
2.2.16 Library Scikit Learn 31
2.3 Integrasi Keilmuan 32
BAB III 36
METODOLOGI PENELITIAN 36
3.1 Flowchart Metode Penelitian 36
3.1.1 Perumusan Masalah 37
3.1.2 Studi Literatur 37
3.1.3 *Pre-Analyzing Data* 37
3.1.4 *Pre-Processing Data* 38
3.1.5 Peramalan Menggunakan ARIMA 39
3.1.6 Peramalan Menggunakan ARIMA-GARCH 40
3.1.7 Evaluasi Model 41
BAB IV 44
HASIL DAN PEMBAHASAN 44
4.1 Hasil *Pre analyzing Data* 44

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.1.1 Pengumpulan Data 44
4.1.2 *Data Cleaning* 44
4.1.3 Cek Plot Data 45
4.2 Hasil Pengolahan Data 45
4.2.1 *Data Linear Interpolate* 45
4.2.3 *Data Windowing* 46
4.3 Hasil Peramalan ARIMA 47
4.3.1 Hasil Peramalan ARIMA tanpa tuning parameter 47
4.3.2 Hasil Peramalan AUTOARIMA (Tuning parameter) 54
4.4 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH 56
4.4.1 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH tanpa Tuning parameter 56
4.4.2 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH (Tuning parameter) 59
4.5 Evaluasi Model 61
4.5.1 Evaluasi Model ARIMA tanpa Tuning Parameter 61
4.5.2 Evaluasi Model ARIMA dengan Tuning Parameter 62
4.5.3 Evaluasi Model ARIMA-GARCH tanpa Tuning Parameter 62
4.5.4 Evaluasi Model ARIMA-GARCH dengan Tuning Parameter 63
4.6 Interpretasi Hasil 64
4.7 Diskusi Relevansi 65
KESIMPULAN 66
5.1 Kesimpulan 66
5.2 Saran 66
DAFTAR PUSTAKA 68
LAMPIRAN 75

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Plot Data Heterokedastisitas 6
Gambar 2.1 Visualisasi Tahapan Data Mining 16
Gambar 2.2 Plot Ketidakstationeran Dalam Rerataan (Hatidja, 2011a) 22
Gambar 2.3 Plot Ketidakstationeran Dalam Variansi (Hatidja, 2011) 22
Gambar 2.4 Plot Ketidakstationeran Dalam Rerataan Dan Variansi (Hatidja, 2011) 23
Gambar 2. 5 Cross validation 24
Gambar 3.1 Flowchart Metode Penelitian 36
Gambar 3. 2 Tahapan Proses ARIMA-GARCH 39
Gambar 4. 1 Plot Hasil Linear Interpolate 46
Gambar 4. 2 Plot Data Awal 48
Gambar 4. 3 Plot Hasil Differencing 49
Gambar 4. 4 Plot ACF dan PACF 50
Gambar 4. 5 Plot Peramalan ARIMA 53
Gambar 4. 6 Hasil Peramalan AUTOARIMA 55
Gambar 4. 7 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH 58
Gambar 4. 8 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH 60

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu 9
Tabel 2. 2 Tabel Kriteria MAPE 20
Tabel 2.3 Kriteria ACF dan PACF 28
Tabel 4.1 Hasil Pengumpulan Data 44
Tabel 4.2 Hasil Analisis Deskriptif 45
Tabel 4.3 Data Sebelum Linear Interpolate 45
Tabel 4.4 Hasil Setelah Linear Interpolate 46
Tabel 4.5 Hasil Windowing Data 46
Tabel 4. 6 Hasil Test ADF 48
Tabel 4. 7 Hasil Test ADF Differencing 49
Tabel 4. 8 Identifikasi Model dan Nilai AIC 50
Tabel 4. 9 Estimasi Parameter ARIMA tanpa Tuning Parameter 51
Tabel 4. 10 Estimasi Parameter ARIMA tanpa Tuning Parameter Percobaan 2 . 52
Tabel 4. 11 Nilai Hasil Peramalan ARIMA 53
Tabel 4. 12 Estimasi Parameter Model AUTOARIMA 54
Tabel 4. 13 Nilai Hasil Peramalan AUTOARIMA 55
Tabel 4. 14 Hasil Peramalan AUTOARIMA lanjutan 56
Tabel 4. 15 Estimasi Parameter ARIMA-GARCH Percobaan 1 57
Tabel 4. 16 Estimasi Parameter ARIMA-GARCH Percobaan 2 57
Tabel 4. 17 Nilai Hasil Peramalan ARIMA-GARCH 58
Tabel 4. 18 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH lanjutan 59
Tabel 4. 19 Estimasi Parameter AUTOARIMA-GARCH 59
Tabel 4. 20 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH 60
Tabel 4. 21 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH lanjutan 61
Tabel 4. 22 AIC ARIMA tanpa Tuning Parameter 61
Tabel 4. 23 Hasil MAPE dan MSE ARIMA 61
Tabel 4. 24 AIC ARIMA dengan Tuning Parameter 62
Tabel 4. 25 Hasil MAPE AUTOARIMA 62
Tabel 4. 26 AIC ARIMA-GARCH tanpa Tuning Parameter 63
Tabel 4. 27 Hasil MAPE dan MSE ARIMA-GARCH 63

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4. 28 AIC Model AUTOARIMA-GARCH dengan Tuning Parameter 63
Tabel 4. 29 Hasil Mape AUTOARIMA-GARCH 63
Tabel 4. 30 Hasil Mean MAPE dan Mean MSE 64

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam menghadapi perubahan di masa depan diperlukan analisis, rancangan yang matang, kerangka prediksi atau peramalan agar dapat merumuskan kebijakan yang tepat untuk mengambil keputusan demi mencapai hasil yang terbaik. Hal tersebut dapat diwujudkan melalui peramalan atau *forecasting* sebagai usaha untuk memprediksi nilai atau tren pada masa depan dengan acuan analisis kondisi pada data baik pada masa sekarang ataupun masa lalu (Elvierayani, 2017). Peramalan dapat memberikan ketepatan dalam pengambilan keputusan, akurasi strategi hingga dapat mengestimasi finansial. Peramalan atau *forecasting* dalam bidang perekonomian dilakukan untuk meningkatkan efektivitas perdagangan, seperti halnya kegiatan ekspor dan impor yang menjadi faktor pengaruh pada pertumbuhan ekonomi pada negara. Ekspor dan impor terjadi karena setiap negara memiliki interpedensi kebutuhan. Ekspor merupakan segala aktivitas penjualan serta pengiriman barang yang dilakukan dari dalam negeri ke luar negeri, sedangkan impor adalah aktivitas segala bentuk pembelian barang dan pemasukan barang yang dilakukan dari luar negeri ke dalam negeri (Farina and Husaini, 2017). Pada tahun 2020 lembaga Badan Pusat Statistik (BPS) menyebutkan perolehan nilai ekspor tertinggi di Indonesia sejak tahun 2013 adalah pada bulan Desember 2020 yaitu mencapai USD 16,54 milliar dan nilai impor pada bulan Desember 2020 mencapai USD 14,4 milliar (BPS, 2021).

Suatu negara apabila mengalami defisiensi yaitu kegagalan untuk menyelenggarakan produksi barang dan jasa bagi konsumsi masyarakat negaranya, dapat melakukan impor barang sebagai solusi atas permasalahan tersebut (Atmadji, 1998). Namun meskipun suatu negara tidak mengalami defisiensi, impor tetap dilakukan untuk merangsang pertumbuhan industri baru dan merintis pasar domestik. Tetapi jika konsumsi impor terus meningkat tanpa diimbangi nilai ekspor maka dapat menyebabkan membesarnya defisit neraca perdagangan pada sebuah negara, meningkatnya inflasi dan nilai tukar rupiah terhadap dollar. Meningkatnya defisit neraca perdagangan disebabkan penurunan terhadap ekspor komoditas andalan nasional, perubahan *lifestyle* sehingga meningkatkan kebutuhan nasional

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terhadap produk asing, regulasi ekspor dan impor yang lemah hingga melemahnya daya saing industri lokal dengan industri luar negeri (Purwanti et al., 2014).

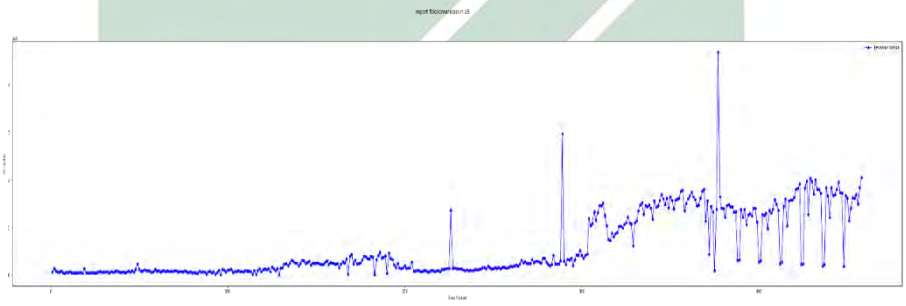
Salah satu perubahan *lifestyle* masyarakat Indonesia terjadi pada tahun 2020, ketika pandemi Covid 19 mewabah negara Indonesia dan negara-negara lain diseluruh dunia. Pandemi Covid 19 menyebabkan pemerintah terus menghimbau agar masyarakat membatasi aktivitas sosial dan menerapkan *Work From Home* (WFH) agar kegiatan dan pekerjaan tetap berjalan dengan semestinya. Menurut Sirclo sebagai penyedia layanan solusi untuk E-commerce, WFH menyebabkan pola perilaku konsumsi masyarakat berubah menjadi cenderung konsumtif, minat belanja bahkan naik sebesar 1.527%. (iPrice and DetikInet, 2020). Hal tersebut didukung dengan perkembangan aktivitas digital ekonomi yang semakin pesat. Pemberlakuan WFH menyebabkan masyarakat harus melengkapi kebutuhan serta pendukung pekerjaanya dirumah, karena kondisi rumah yang berbeda dengan kantor. Tentunya, hal ini semakin menandai kebutuhan masyarakat terhadap alat telekomunikasi dan elektronik yang semakin meningkat. Hingga saat ini Indonesia masih melakukan impor alat telekomunikasi dan elektronik terutama pada negara China, Jepang dan Amerika (Exportir, 2017). Seiring dengan pertumbuhan ekonomi di Indonesia dan faktor-faktor tersebut, diperlukan peramalan untuk mengetahui data nilai impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik sebagai bahan acuan untuk menghadapi perubahan ekonomi akibat pandemi agar tetap dapat meningkatkan perekonomian nasional.

Melihat permasalahan diatas, diperlukan model analisis *time series* yang dapat memprediksi nilai di masa depan dengan akurat dalam situasi yang nyata, dimana terdapat informasi kontekstual sebagai bahan pertimbangan. Model ARIMA adalah metode analisis *time series* yang populer digunakan untuk memprediksi tren di masa depan karena fleksibel dan dapat mengikuti pola data (Peter and Silvia, 2012). Model analisis *time series* ARIMA merupakan model yang paling populer digunakan saat ini (Stevenson, 2007). Pernyataan ini diperkuat oleh Alam, pada era yang terbaru saat ini teknik peramalan tidak hanya diselesaikan oleh jaringan syaraf tiruan, model ARIMA adalah salah satu model paling baik untuk meramalkan data runtut waktu dengan kondisi pola yang beragam dan tepat untuk diterapkan kurang lebih untuk 50 pengamatan (Alam, 2019).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Implementasi ARIMA untuk peramalan di sektor ekonomi telah banyak dilakukan untuk memprediksi tren finansial maupun berbagai kebutuhan lain di masa depan, termasuk permasalahan impor dan ekspor. Model ARIMA menghasilkan jumlah pengamatan yang lebih banyak dan memiliki MSE lebih kecil dibanding model *fuzzy time series* (Wang, 2011). Model ARIMA pada peramalan nilai ekspor Indonesia memiliki *standart error* yang lebih kecil dibandingkan dengan model *bootstrap* (Cynthia et al., 2016). Dari berbagai riset tersebut, model ARIMA lebih baik dibandingkan *neural network, fuzzy time* series dan *bootstrap*.

Autogressive Integrated Moving Average (ARIMA) mengacu pada perilaku variabel yang diamati (Zhang, 2003). Performa model ARIMA kurang baik pada masalah data non linier (Deo et al., 2017). Data pada bidang ekonomi dalam analisis *time series* seperti nilai ekspor dan impor cenderung menunjukkan heterokedastisitas. Heterokedastisitas adalah kondisi dimana data *time series* memiliki kecenderungan varian kesalahan penganggu yang cukup konstan dari waktu ke waktu (Wijaya and Nugraha, 2020). Berdasarkan data nilai impor Indonesia pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik dari Januari 1999 hingga Desember 2020 yang diperoleh melalui BPS, data tersebut mengalami heterokedastisitas. Hal ini terlihat dari plot data *time series* yang menunjukkan bahwa variasi lebih besar di periode waktu berikutnya ketika nilai impor (indeks) lebih tinggi.



Gambar 1.1 Plot Data Heterokedastisitas

Model ARIMA dapat mengantisipasi tren pasar yang luas namun memiliki keterbatasan dalam pada subtansial perkiraan (Stevenson, 2007). Sehingga diperlukan gabungan model ARIMA atau *hybrid* yang salah satu model komponennya dapat mendeteksi fungsi dan potensi nonlinier pada data untuk melengkapi kekurangan dari model ARIMA. Model GARCH dapat menangani

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

permasalahan heterokedastisitas dengan memanfaatkan data varian dari periode sebelumnya (Nyoni, 2018). Model GARCH dapat mendeteksi fungsi dan potensi nonlinier pada data dan memiliki akurasi yang lebih tinggi dalam menghadapi tren data yang fluktuatif. Model ARIMA-GARCH menghasilkan tingkat error yang lebih kecil dibanding dengan model hybrid ARIMA-GJRGARCH, ARIMA-NNANFIS, Fuzzy dan ARIMA (Ahmad et al., 2015). Model hybrid ARIMA-GARCH memberikan hasil optimal untuk meningkatkan estimasi peramalan dengan GARCH sebagai model non linier yang dapat mengatasi volatilitas dan *risk* return (Dritsaki, 2018). Model tambahan GARCH dalam ARIMA diharapkan menghasilkan tingkat error peramalan yang sekecil mungkin pada hasil peramalan pada data nilai impor Indonesia. Hasil riset ini diharapkan dapat menyumbang ide dan pemikiran kepada pemerintah Indonesia dengan instansi terkait dalam merumuskan kebijakan untuk pertumbuhan ekonomi Indonesia di masa depan khususnya impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan yang telah diuraikan pada latar belakang diatas, maka menghasilkan beberapa rumusan masalah yang harus diatasi, diantaranya adalah:

1. Bagaimana meramalkan nilai data impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik menggunakan model ARIMA-GARCH?
2. Bagaimana hasil peramalan dan tingkat error pada peramalan nilai impor menggunakan model ARIMA-GARCH ?
3. Bagaimana pengaruh tahapan *pre-processing* pada proses peramalan nilai impor menggunakan model ARIMA-GARCH ?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini dibuat agar menjaga penelitian dari masalah-masalah yang ada diluar cakupan, diantaranya yaitu:

1. Data peramalan untuk penelitian ini menggunakan data impor dengan periode bulanan mulai dari bulan Januari 1998 hingga bulan Desember 2020.
2. Peramalan nilai impor hanya pada nilai sector alat telekomunikasi dan elektronik yaitu berdasarkan komoditi kode *harmonized comodity* (HS) nomor 85 dalam CIF (*Cost Insurance Freight* dengan satuan US $).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan penjelasan latar belakang diatas, disimpulkan bahwa penelitian ini terdapat beberapa poin tujuan yang hendak dicapai, yaitu:

1. Mengetahui model penerapan untuk peramalan data nilai impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik menggunakan model ARIMA-GARCH.
2. Mengetahui hasil peramalan dan tingkat error dalam peramalan nilai impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik dengan menggunakan model ARIMA-GARCH.
3. Mengetahui pengaruh *pre-processing* pada proses peramalan nilai impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik dengan menggunakan model ARIMA-GARCH.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini menghasilkan beberapa manfaat yang dapat diberikan, baik secara akademis dan aplikatif yaitu sebagai berikut :

1. Secara Akademis
   a. Dapat menghasilkan sumbangan ilmiah dalam penelitian dengan topik terkait peramalan data nilai impor Indonesia, khusunya di sektor alat telekomunikasi dan elektronik.
   b. Sebagai refrensi, wawasan dan pengetahuan dalam menganalisis nilai impor dan langkah-langkah peramalan nilai impor menggunakan model ARIMA-GARCH.
2. Secara Aplikatif

   Memberikan sumbangan pikiran pada pemerintah dalam mengambil keputusan dan kebijakan khususnya pada kegiatan ekspor dan impor di perdagangan internasional, untuk dijadikan sebagai acuan untuk merumuskan kebijakan serta pengambilan keputusan terkait perdagangan internasional dalam rangka meningkatkan perekonomian nasional.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu

Untuk memahami konsep dan teori yang tepat dengan matang dan detail untuk melakukan penelitian ini, maka diperlukan tinjauan penelitian terdahulu sehingga paham untuk menerapkan ilmu pengetahuan serta mengimplementasikannya dalam penelitian ini. Cukup banyak penelitian mengenai peramalan atau *forecasting* dengan menggunakan berbagai metode di berbagai bidang kehidupan yang telah dilakukan pada waktu terdahulu. Beberapa penelitian sejenis dapat menjadi bahan acuan untuk pemilihan model dalam proses penelitian pengerjaan tugas akhir ini, yang dirangkum dalam tabel 2.1 di bawah ini.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No.	Kategori Penelitian	Hasil	Keorelasi Penelitian
1.	*Robustifying Forecast Performance Through Hybridized ARIMA-GARCH Type Modelling in a Discrete-Time Schohastic Series* (Moffat and Akpan, 2020)	Penelitian ini bertujuan untuk peramalan harga penutupan saham di Bursa Efek Nigeria dengan komporasi komponen ARIMA, GARCH dan ARCH. Hasil terbaik diperoleh oleh komponen gabungan ARIMA-ARCH karena menghasilkan model yang paling stabil.	ARIMA memerlukan komponen lain untuk kestabilan model dan ARIMA GARCH adalah gabungan yang tepat karena fungsi parameter GARCH yang lebih baik.
2.	*Hybrid Methods for Short-Term Traffic Flow Prediction Based*	Penelitian digunakan untuk memprediksi arus lalu lintas jangka pendek dengan kombinasi metode hybrid	GARCH sebagai model ekstrasi dari residual dapat diasumsikan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

	on ARIMA-GARCH Model and Wavelet Neural Netwok (Yao et al., 2020)	linier dan nonlinier oleh SMAR -WNN dan ARIMA-GARCH. Hasilnya metode hybrid non liniar lebih diusulkan karena rata-rata komponen gabungan modelnya memiliki akurasi yang lebih baik yaitu gabungan komponen antara *Autoregressive,* SMAR dan WNN.	sebagai model nonlinier.
3.	*Modelling and Forecasting of COVID-19 Using A Hybrid Dynamic Model Based on SEIRD with ARIMA Corrections* (Ala'raj et al., 2021)	Model pertama dibangun menggunakan SEIRD yang kemudian hasil paramater dari model pertama dikoreksi menggunakan model ARIMA. Hasilnya model hybrid yang dibangun berkinerja dengan baik, hasil memiliki rentang skenario paling memungkinkan dipilih di antara solusi dengan probabilitas 95%.	Model ARIMA lebih baik diterapkan dengan model hybrid bersama dengan model lain untuk meningkatkan probabilitas pada skenario yang telah dipilih.
4.	Penerapan Kinerja Perusahaan Perbankan Tahun 2017 yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia dengan	Penelitian bertujuan memprediksi kinerja saham perbankan tahun 2017 dengan metode ARCH-GARCH dan uji MAPE yang menghasilkan nilai sebesar 8,52%.	Ketidakpastian tingkat *return* diasumsikan bahwa variasi data fluktuasi dipengaruhi sejumlah data fluktuasi dan volatilitas

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

	metode ARCH-GARCH (Wijaya and Nugraha, 2020)		sebelumnya, sehingga terjadi heteterokedastisitas.
5.	*A Hybrid Model for Carbon Price Forecasting using GARCH and long short-term memory network* (Huang et al., 2021)	Penelitian bertujuan memprediksi harga karbon yang tidak stabil dengan GARCH sebagai algoritma untuk prediksi mode berfrekuensi tinggi, sedangkan algoritma *Variational Mode Decomposition* (VMD) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk prediksi mode berfrekuensi rendah. Hasilnya algoritma VMD memiliki keunggulan yang lebih signifikan dari algoritma lain.	Model GARCH dapat digunakan sebagai model untuk peramalan data bidang ekonomi yang fluktuatif.
6.	Analisis Perbandingan Menggunakan ARIMA dan Bootstrap pada Peramalan Nilai Ekspor Indonesia (Cynthia et al., 2016)	Pada penelitian ini dilakukan peramalan nilai ekspor Indonesia dengan komparasi model ARIMA dan Bootstrap. Hasilnya Bootstrap di model ARIMA menghasilkan data hasil peramalan yang tidak konstan.	Model ARIMA menjadi acuan dan kesalahan asumsi pada analisis statistik dalam penelitian tugas akhir ini diselesaikan dengan model GARCH.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

7.	*Overview of the ARIMA Model Average Crude Oil Price Forecast and its Implication on the Indian Economy Post-Liberazation* (Faisal, 2021)	Penelitian ini bertujuan memprediksi harga minyak yang sangat fluktuatif menggunakan model ARIMA yang dihadapkan pada kerumitan diagnosis residual yang berkaitan dengan keakuratan hasil peramalan, serta adanya hipotesis yang cenderung membuat data menjadi residual diagnostik.	Menggunakan model tambahan lain untuk nilai akurasi yang lebih tinggi dan dapat mengatasi permasalahan data yang fluktuatifnya berbede karena tren yang sebelumnya telah diasumsikan.
8.	*Forecasting Price of Financial Market Crash Via a New Nonliniear Potential GARCH Model* (Xing et al., 2020)	Penelitian ini model GARCH dibangun untuk menghilangkan efek fluktuasi pada harga lalu digabungkan dengan model model *benchmark* GARCH dan ARCH untuk mengatasi volatilitas. Hasilnya model GARCH lebih baik daripada model *benchmark* GARCH dan ARCH untuk mengatasi potensi nonlinier yang terjadi pada data.	Kedepannya satu komponen dalam model peramalan hybrid harus dapat mendeteksi fungsi dan potensi nonlinier pada data untuk melengkapi model peramalan yang lainnya.
9.	*The Performance of Hybrid ARIMA-GARCH Modelling and Forecasting Oil Price* (Dritsaki, 2018)	Penelitian ini bertujuan meramalkan harga minyak menggunakan metode hybrid ARIMA-GARCH. Harga minyak memiliki pertimbangan tentang nilai return yang berbeda,	Aturan return dalam data yang ada pada penelitian tugas akhir ini berbeda dengan penelitian tersebut. Nilai impor pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

		penelitian ini menggunakan transformasi Box-Cox untuk menstabilkan varian dan penurunan heterokedastisitas.	penelitian tidak mengalami kurtosis yang berlebihan.
10.	*Potential Dependence of Financial Cycles Between Countries: Based On ARIMA-GARCH Copula Model* (Li et al., 2020a)	Penelitian ini untuk mengukur siklus keuangan pada negara-negara berkembang dengan berpedoman pada distribusi *marginal* dengan memanfaatkan fungsi kopula dan penerapan model pertama yaitu ARIMA dan dilanjutkan dengan GARCH. Kopula digunakan untuk membuat distribusi dengan memodelkan data multivariat yang berkorelasi.	Model ARIMA-GARCH dapat digunakan sebagai model untuk peramalan dalam siklus keuangan yang berkorelasi dan fluktuatif.

Dari beberapa penelitian yang dirangkum dalam tabel diatas dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA tepat digunakan dalam meramalkan sebuah tren di masa depan sebagai model analisis *time series*. Namun model performa model ARIMA kurang baik ketika dihadapkan dengan tren data yang cenderung fluktuatif. Model hybrid dapat diterapkan karena menurut beberapa penelitian diatas model hybrid memiliki performa yang lebih baik daripada model yang dibangun dengan satu komponen saja. Sehingga diperlukan model tambahan untuk meningkatkan akurasi hasil peramalan dengan cara meminimalkan tingkat error. Dalam penelitian ini, model GARCH dapat menangani permasalahan heterokedastisitas yang biasanya terjadi pada data di bidang ekonomi, sehingga penerapan model ARIMA dengan GARCH dapat menangani permasalahan peramalan pada data eknomi seperti data ekspor dan impor dan menangani volatilitas yang ada. Model GARCH dapat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mendeteksi fungsi dan potensi nonlinier pada data dan menghasilkan tingkat error yang lebih kecil dalam menghadapi tren data yang fluktuatif. Prinsip hybrid dalam penelitian tugas akhir ini adalah agar dapat mereduksi tingkat kesalahan pada masing-masing model dan memanfaatkan kelebihan dari masing-masing model. Beberapa penelitian diatas menggunakan studi kasus harga pangan atau nilai ekspor, padahal nilai impor barang-barang non pangan atau non komoditas utama juga merupakan hal penting sebagai bahan pertimbangan dalam pembuatan kebijakan dalam menjaga stabilitas harga barang-barang impor di Indonesia khususnya sektor alat elektronik dan telekomunikasi.

2.2 Dasar Teori

Pada sub bab ini menjelaskan pemahaman dan konsep yang berkaitan dalam penelitian ini.

2.2.1 Perdagangan Internasional

Dalam penerapan politik luar negeri, topik diplomasi ekonomi demi meningkatkan kesejahteraan ekonomi kini menjadi bagian penting untuk tujuan penerapan politik luar negeri, salah satunya melalui keikutsertaan negara dan bereperan aktif dalam perdagangan internasional. Perdagangan internasional ialah motor penggerak dalam perekonomian nasional (Hasoloan, 2013). Pertumbuhan ekonomi nasional menjadi permasalahan jangka panjang dan tolak ukur kemakmuran suatu negara. Perekonomian yang dilakukan oleh seluruh negara di dunia ini mengacu pada perekonomian terbuka yang diterapkan negara-negara di dunia ini melalui perdagangan internasional (Salomo, 2007). Ekspor impor merupakan salah satu kegiatan utama dalam perdagangan internasional. Semakin meningkatnya impor dan ekspor oleh seuatu negara maka semakin besar ukuran pasar yang dimiliki oleh negara tersebut.

Secara ekonomi perdagangan internasional turut serta mempengaruhi aspek-aspek konsumsi, produksi dan distribusi pendapatan. Produk Domestik Bruto (PDB) merupakan indikator yang berperan sebagai alat ukur kesejahteraan sebuah negara yang ditinjau melalui pendapatan masyarakatnya. Prinsip dasar dalam PDB adalah semakin meningkat ekspor suatu negara disaat itu juga arus impor juga akan meningkat. Ilmu ekonomi menjelaskan apabila hal itu terjadi akan menyebabkan penurunan pada PDB (Sabaruddin, 2015). Pada prespektif lain, sistem ekonomi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terbuka yang diterapkan melalui perdagangan internasional dapat memperbesar resiko terhadap perekonomian domestik. Namun, apabila pemerintah dapat mengambil langkah tepat dalam menghadapi resiko tersebut kebutuhan dalam negeri tetap terpenuhi dan nilai ekspor serta impor tetap seimbang.

2.2.2 Impor

Impor berdasarkan penjelasan UU Kepabeanan No. 17 tahun 2006 mengenai impor, impor merupakan aktivitas yang dilakukan oleh suatu negara untuk memasukkan barang dalam bentuk dan jenis apapun ke dalam daerah pabean (UU Republik Indonesia, 2006). Kegiatan impor bertujuan untuk pemenuhan kebutuhan masyarakat yang tidak terpenuhi di dalam negeri dapat tetap terpenuhi. Impor merupakan segala kegiatan pembelian barang-barang dari luar negeri dimana kegiatannya memberlakukan valuta asing yang diterapkan oleh negara tersebut (Ahmad and Firmansyah, 2018). Kegiatan impor dapat merangsang investasi, jika barang yang diimpor termasuk barang mentah atau setengah jadi, barang modal untuk keperluan industri. Impor dipengaruhi oleh faktor hambatan peraturan perdagangan (Pitaloka et al., 2019).

Impor Indonesia dibagi menjadi tiga golongan barang yaitu :

a. Impor barang konsumsi

Mencakup barang-barang untuk kebutuhan masyarakat yang sering dikonsumsi harian baik produk yang memang sudah diproduksi dalam negeri sendiri maupun yang belum diproduksi oleh negeri.

b. Impor bahan baku dan bahan penolong

Mencakup bahan baku utama dalam produksi untuk industri.

c. Impor barang modal

Mencakup barang-barang modal yang belum dapat diperoleh di negeri sendiri contohnya adalah mesin mekanik, mesin dan alat elektronik, alat optik, kontainer, alat pertanian dan sebagainya.

Dalam impor terdapat penetapan tarif bea masuk dan pungutan. CIF (*Cost Insurance Freight*) merupakan harga barang dari luar negeri atau pelabuhan muat yang ditambahkan dengan biaya asuransi barang beserta harga angkut biaya tambah dari negara asal pelabuhan muat sampai ditimbun di dalam gudang penyimpanan pelabuhan negara tujuan (Perpu RI Nomor 29, 2017).

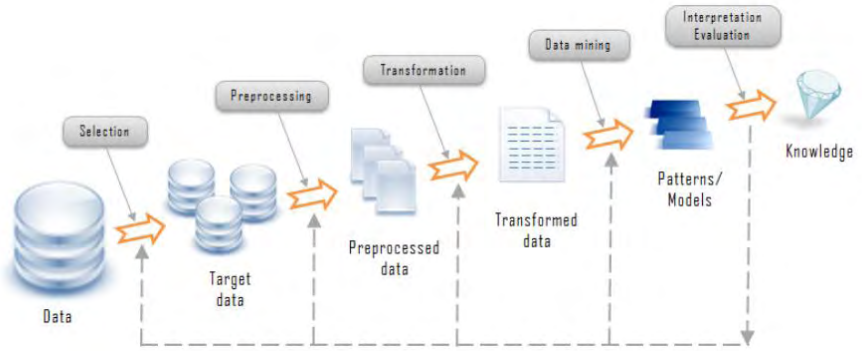
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.2.3 Komoditi HS nomor 85

Impor barang menurut barang *harmonized system* HS dua digit merupakan klasifikasi barang berdasarkan sistem penomoran dengan standar internasional (BPS, 2021). Dalam penomoran internasional impor menurut komoditi atau HS nomor 85 mencakup barang mesin elektronik, telekomunikasi dan pelengkapnya. Barang-barang tersebut meliputi telepon, speaker, transmission, earphone, mikrofon, televisi, printer, komponen komputer, komputer, mesin pemanas, amplifier dan barang-barang elektronik rumah tangga (BPS, 2021).

2.2.4 Data Mining

Data mining merupakan proses yang menggunakan ilmu dan teknik statistika, matematika serta kecerdasan buatan untuk mengekstrasi sehingga dapat mengidentifikasi informasi untuk dijadikan wawasan dari sebuah data (Sumiran, 2018). Konsep dasar dari data mining adalah berusaha mencari pengetahuan, yang dihasilkan dari proses mencari, menganalisis, memilah data untuk menemukan tren, pola dan hubungan yang saling terkait didalamnya (Bengio et al., 2000). Sehingga dapat disimpulkan bahwa data mining adalah sebuah proses yang menggunakan teknik tertentu untuk mengekstrasi data dari sebuah kumpulan data yang akan menghasilkan informasi dan pengetahuan. Proses penemuan pengetahuan melibatkan tujuh fase dalam data mining (Sumiran, 2018) :



Gambar 2.1 Visualisasi Tahapan Data Mining

1. Integrasi data: proses yang merupakan tahapan awal dimana data dikumpulkan dari berbagai sumber data, lalu kumpulan data-data tersebut digabungkan.
2. *Data selection*: proses yang melibatkan analisis untuk memilih data yang relevan dengan permasalahan dan berguna saja yang akan diambil.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. *Data cleaning*: proses untuk menghilangkan data yang tidak konsisten atau *noise* yang ada pada data, *missing value* dan *redudance.*
4. Transformasi Data: proses mengubah data untuk mentransformasikan ke dalam bentuk yang diinginkan sesuai dengan kaidah data mining untuk melakukan fungsi agregasi, normalisasi dan *smoothing*.
5. Data mining: proses utama untuk melakukan implementasi dari teknik data mining yang ada untuk mengekstrak pola dari data yang ada.
6. Evaluasi: proses mengidentfikasi pola yang menarik dan sesuai untuk mewakili pengetahuan berdasarkan ukuran keterkaitan, lalu hasil dari proses tersebut akan divisualisasikan.
7. Penemuan pengetahuan: proses representasi pengetahuan yang digunakan sebagai bahan pembuatan keputusan untuk menghadapi permasalahan yang ada.

Ada beberapa teknik yang digunakan dalam data mining, pengelompokan teknik ini dibedakan berdasarkan tujuan dan data yang ada, yaitu diantaranya (Raval, 2012) :

a. Asosiasi

Teknik data mining yang bertujuan untuk menemukan pola berdasarkan hubungan item tertentu dengan item yang lain dalam sebuah transaksi yang sama. Teknik asosiasi biasanya digunakan dalam identifikasi pasar dan bisnis.

b. Klasifikasi

Teknik data mining yang berdasarkan *supervised learning* (pembelajaran mesin) untuk mengklasifikasikan setiap item dalam satu dataset ke dalam satu set kelas atau kelompok yang sebelumnya telah ditentukan.

c. *Clustering*

Teknik data mining untuk mengelompokkan objek ke dalam kelompok yang memiliki kesamaan ciri dalam beberapa hal. *Cluster* merupakan kumpulan data yang anggotanya memiliki kesamaan karateristik satu dengan yang lainnya namun tidak mirip dengan anggota dari cluster lainnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

d. Prediksi atau *forecasting*

Teknik data mining yang bertujuan memperkirakan sebuah nilai di masa depan berdasarkan nilai yang ada pada masa lalu, dimana hal ini diwakili oleh sebuah variabel bebas dan variabel yang terikat.

e. *Sequntial Pattern*

Teknik data mining untuk menganalisis sebuah pola sekuensial yang berupaya menemukan pola yang sama dalam sebuah transaksi yang berlangsung pada suatu periode bisnis.

2.2.5 Peramalan

Peramalan merupakan upaya dalam memperkirakan nilai di masa yang akan datang berdasarkan pengetahuan, data yang ada pada masa sekarang atau lalu menggunakan metode ilmiah secara sistematis (Elvierayani, 2017). Peramalan ialah bagian integral dalam pengembilan keputusan mengenai sebab efektif atau tidaknya suatu keputusan yang bergantung terhadap faktor-faktor yang tidak dapat dilihat oleh waktu pada saat keputusan itu diambil (Tiro, 2006). Peramalan dibuat untuk meminimumkan pengaruh ketidakpastian. Peramalan memperhitungkan secara objektif data di masa lalu untuk kebutuhan di masa mendatang. Sehingga dapat disimpulkan bahwa peramalan adalah gambaran tentang keadaan sebuah tren di masa mendatang, sehingga sangat bermanfaat untuk memprediksi strategi yang harus diambil untuk menghadapi situasi yang tidak terduga. Adanya peramalan dapat memberikan kesiapan lebih dengan mengantisipasi peristiwa-peristiwa yang tidak sesuai dengan tujuan. Teknik peramalan terbagi menjadi dua yaitu (Ryu and Sanchez, 2003) :

a. Metode peramalan kualitatif merupakan metode peramalan yang meliputi gabungan dari faktor intuisi pengambilan keputusan, pengalaman, pengetahuan dan emosi. Metode peramalan ini melibatkan pendapat dari pakar atau ahli, sehingga seringkali bersifat subyektif.
b. Metode peramalan kuantitatif merupakan metode yang menggunakan satu atau lebih model matematis berdasarkan data yang ada pada masa sekarang atau masa lalu yang dilengkapi variabel sebab akibat. Metode peramalan kuantitatif meliputi model klausal dan model *time series*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Peramalan dapat diklasifikasikan berdasarkan horizon atau periode waktu masa depan yang melingkupinya yang disesuaikan dengan tujuan bisnis atau organisasi, yaitu (Rachman, 2018):

a. Peramalan jangka pendek

Peramalan untuk tujuan pembelian, penjadwalan dan tingkat produksi yang biasanya dilakukan selama satu tahun. Namun umumnya dapat dilakukan dengan jangka waktu kurang dari tiga bulan.

b. Peramalan jangka menengah atau *intermediate*

Peramalan yang berguna untuk perencanaan penjualan, anggaran produksi dan analisis rencana operasi yang biasanya dilakukan dalam jangka waktu hitungan bulan hingga tiga tahun.

c. Peramalan jangka panjang

Peramalan yang berguna perencanaan produk baru, penelitian dan pengembangan yang biasanya dilakukan dalam jangka waktu tiga tahun atau lebih.

Dalam melakukan peramalan kuantitatif terdiri dari beberapa langkah, yaitu meliputi (Purba, 2015) :

1. Menentukan tujuan yang ingin dicapai dengan peramalan.
2. Memilih unsur dari data yang akan diramal.
3. Menentukan horizon atau periode waktu peramalan.
4. Menentukan model peramalan yang sesuai.
5. Memvalidasi dan mengimplementasikan hasil peramalan.

Peramalan digunakan untuk memperkecil jumlah pengaruh ketidakpastian. Hasil peramalan harus dievaluasi untuk mengetahui tingkat keakuratan hasil peramalan sehingga hasilnya dapat diantisipasi dan dipertanggung jawabkan. Kesalahan dalam peramalan dapat diukur menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Square Error* (MSE). Metode dalam peramalan ditentukan berdasarakan variansi masalah peramalan, karena pada dasarnya tujuannya adalah meminimalkan jumlah kesalahan perkiraan rata-rata dari *out of sample* kuadrat. Berikut adalah jenis evaluasi hasil dalam mengukur tingkat kesalahan (tingkat error) peramalan :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

a. *Mean Absolute Error* (MAE)

Perhitungan MAE melibatkan penjumlahan nilai *absolute* dari kesalahan untuk mendapatkan kesalahan total, lalu membaginya dengan total kesalahan sebesar n (Willmott and Matsuura, 2005). MAE menghitung rata-rata error dengan memberikan bobot yang sama untuk seluruh data (i = 1....n). Secara sistematis MAE dirumuskan sebagai berikut :

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|f_i - y_i|) \quad (1)$$

b. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Dalam uji MAPE, perhitungan dihasilkan dari pencarian kesalahan pada setiap periode melalui nilai nyata dalam periode tersebut. Jika pendekatan hasil peramalan tak bias, maka nilai yang mendekati angka 0 (Wiyanti and Pulungan, 2012).

MAPE dapat menghindari penangkal kesalahan postitif dan negatif sehingga hasil kesalahan prediksi yang sebenarnya dapat diketahui dengan baik (Yao et al., 2020). Keakuratan hasil prediksi dapat diketahu dari semakin kecilnya nilai MAPE. Metode MAPE dapat menghasilkan nilai kesalahan peramalan yang relatif kecil secara konsisten. Secara sistematis MAPE dirumuskan sebagai berikut :

$$MAPE = 100(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|\frac{y_t - \bar{y}_t}{y_t}|) \quad (2)$$

Tabel 2. 2 Tabel Kriteria MAPE

Skor MAPE < 10%	Sangat baik
Skor MAPE 10%-20%	Baik
Skor MAPE 20%-50%	Cukup
Skor MAPE >50%	Tidak akurat

c. *Mean Square Error* (MSE)

MSE digunakan untuk menghitung nilai error tanpa menghiraukan posisi nilai aktual yang berada diatas atau dibawah hasil yang ideal (Heaton, 2008). MSE didapatkan dari perhitungan jumlah kuadrat seluruh kesalahan pada setiap periode lalu dibagi dengan jumlah periode dalam peramalan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Secara sistematis MSE dirumuskan sebagai berikut :

$$MSE = \sum \frac{(A_t - f_t)^2}{n} \quad (3)$$

2.2.6 Time Series

Time series terdiri dari kumpulan berbagai pengamatan yang dilakukan secara berurutan dalam suatu waktu (Chatfield, 2001). *Time series* (runtut waktu) adalah sebuah data yang terurut dalam satuan waktu atau dalam sebuah dimensi lain. Konsep *time series* diciptakan pada tahun 1970 oleh Box dan Jenkins pada tahun sejak saat itu mengalami perkembangan, khususya dalam permasalahan statistika (Box, 2013). Menurut Ruliah dan Rolyadely (S and Rolyadely, 2012) *time series* dibagi menjadi *time series* stokastik dan *time series* deterministik. *Time series* stokastik adalah menggunakan data *time series* yang bersifat probabilistik menurut penelitian di masa lalu sedangkan *time series* deterministik adalah dimana kondisi di masa depan dapat diramalkan secara pasti tanpa penyelidikan waktu kembali.

Asumsi yang digunakan dalam melakukan analisis *time series* adalah bahwa pola yang diamati akan berlanjut hingga di masa mendatang meskipun akan terjadi beberapa tren yang membuat pola berubah menjadi fluktuatif dan model yang digunakan dalam membuat pola dan hasil tersebut adalah model yang optimal. Dalam peramalan *time series* adalah dengan melihat data *time series* di masa lalu, dilanjutkan dengan menyesuaikan model yang sesuai dan kemudian memproyeksikan nilai di masa mendatang dengan model tersebut. Sebuah studi peramalan *time series* harus mampu menggambarkan penilaian data *time series* secara akurat dalam situasi yang nyata, dimana terdapat informasi kontekstual sebagai bahan pertimbangan (Goodwin and Wright, 1993). Teknik peramalan *time series* dibagi menjadi model peramalan matematika statistik seperti model ARIMA, *moving average*, regresi dan *exponential smoothing* dan model peramalan yang didasarkan pada kecerdasan buatan seperti *neural network*, algoritma genetika dan klasifikasi (Faustina et al., 2017).

2.2.7 Kestationeran

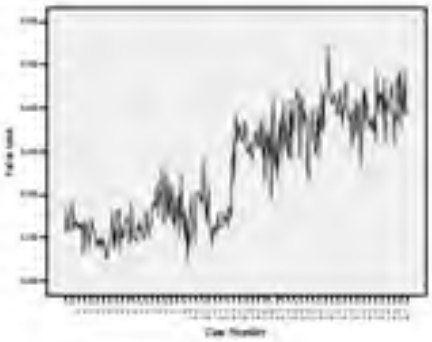
Pada analisis data *time series*, kestationeran data adalah hal yang harus diperhatikan untuk menentukan model analisis yang tepat. Kestationeran data

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

menunjukkan sebaran data yang secara konstan sebuah rerataan tertentu dengan ragam yang tetap. Kestationeran data akan memeperkecil peluang dalam kesalahan model. Ketidakstationeran dibedakan menurut (Wei, 2018) menjadi tiga, yaitu diantaranya:

a. Ketidakstationeran dalam rerataan

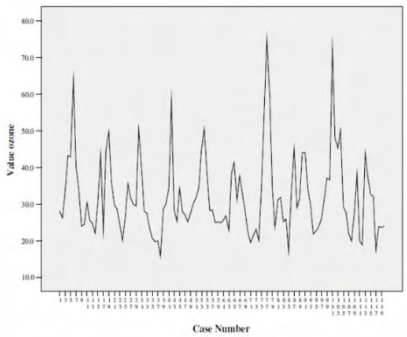
Ketidakstationeran dalam rerataan ditunjukkan dengan bentuk plot yang menunjukkan flutuasi data terjadi pada lingkungan di sekitar rerataan.



Gambar 2.2 Plot Ketidakstationeran Dalam Rerataan *(Hatidja, 2011a)*

b. Ketidakstationeran dalam variansi

Ketidakstationeran dalam variansi ditunjukkan dengan bentuk plot yang hampir datar namun pola tersebut melebar dan menyempit.

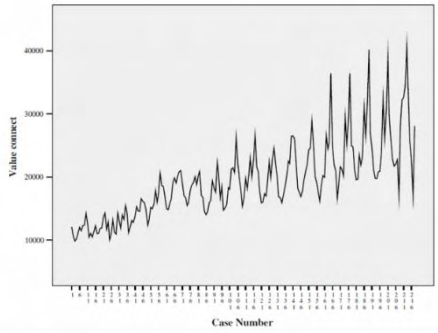


Gambar 2.3 Plot Ketidakstationeran Dalam Variansi (Hatidja, 2011)

c. Ketidakstationeran dalam rerataan dan variansi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Ketidakstationeran dalam rerataan dan variansi ditunjukkan ketika bentuk plot mengalami fluktuasi baik dilingkungan sekitar rerataan maupun varian dengan bentuk plot mirip terompet.



Gambar 2.4 Plot Ketidakstationeran Dalam Rerataan Dan Variansi (Hatidja, 2011)

Sehingga sebelum melakukan peramalan perlu diketahui bentuk stationer dari data, karena sebelum data dimodelkan dengan model tertentu, bentuk data harus stationer terlebih dahulu. Transformasi data menjadi data stationer dilakukan dengan *differencing* yang menghitung perbedaan dari sebuah nilai observasi (Qonita et al., 2017).

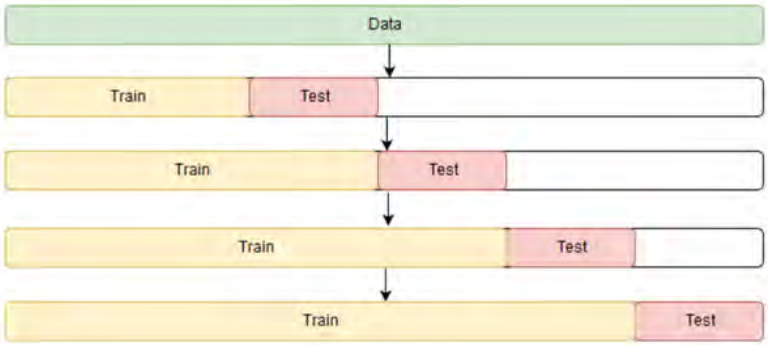
2.2.8 *Cross validation*

Cross validation merupakan teknik dalam mendefinisikan dataset dalam pengujian model pada validasi data untuk mencegah adanya *overfitting* (Sina et al., 2019). *Cross validation* dikenal sebagai estimasi rotasi melalui pembagian data menjadi bagian subset k dengan ukuran yang hampir sama, model klasifikasi dengan data dilatih dan diuji sebanyak k kali (Hulu, 2020). Dalam setiap perulangannya, salah satu subset akan akan digunakan sebagai data uji dan satu subset lainnya akan menjadi data latih. *Cross validation* adalah metode yang paling sering digunakan sebagai teknik evaluasi kinerja prediktif pada model.

Metode *cross validation* pada data *time series* terdapat perbedaan skema pada penerapannya. Dimulai dengan membagi data dalam skala kecil sebagai set *training*, lalu meramalkan data untuk data selanjutnya dan atau tingkat error dalam peramalan untuk melihat akurasi dari hasil peramalan. Titik data peramalan yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sama akan dijadikan sebagai bagian dari *set training* berikutnya dan titik data selanjutnya yang akan diramalkan (Matthias, 2019).



Gambar 2. 5 *Cross validation*

Cross validation pada data *time series* divisualisasikan pada Gambar 2.5. Terdapat 5 observasi dalam *cross validation* dan akan melakukan *cross validation* sebanyak 4 kali sehingga digunakan 4 pasang set *training* dan *test* yaitu dengan pembagian dibawah ini :

1. *Training* [1] dan *test* [2]
2. *Training* [1, 2] dan *test* [3]
3. *Training* [1, 2, 3] dan *test* [4]
4. *Training* [1, 2, 3, 4] dan *test* [5]

Dalam *cross validation* pada *time series* menggunakan teknik *rolling basis* yang didasarkan pada perkiraan satu langkah. *Training* berisi satu observasi yang lebih dari sebelumnya sedangkan pada data validasi berisi hanya satu pengamatan (Wang et al., 2018).

2.2.9 Heterokedastisitas

Heterokedastisitas merupakan kondisi varian residual untuk semua pengamatan yang terjadi pada analisis regresi. Lawan dari kondisi heterokedastisitas adalah homokedastisistas. Kondisi heterokedastisistas terjadi pada saat data *time series* memiliki kecenderungan memiliki varian kesalahan penganggu yang cukup konstan dari waktu ke waktu (Wijaya and Nugraha, 2020). Eagle mengungkapkan bahwa data *time series* menyebabkan kerentanan terjadinya kesalahan prediksi yang sering muncul berkelompok, baik dalam skala besar

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

maupun kecil (Yao et al., 2020). Penyebab terjadinya heterokedastisitas pada data adalah :

a. Data yang terdiri dari satu atau lebih variabel dengan nilai interval yang lebar.
b. Dalam periode pengamataan data *time series* terjadi signifikan akibat adanya perbedaan pada laju pertumbuhan variabel-variabel dependen maupun independen.
c. Data yang memang telah terjadi heterokedastitas karena dipegaruhi oleh faktor-faktor eksternal dan sebagainya.

   Heterokedastisitas dinyatakan dalam persamaan dibawah ini, dimana *i* adalah indeks perubahan varian dari periode ke periode :

$$\mathrm{var}(\mathrm{u}|y_1, y_2, \cdots \mathrm{yk}) = \sigma_i^2 \qquad (4)$$

2.2.10 Volatilitas

Volatilitas adalah sebuah keadaan tidak stabil, dimana terjadi penurunan dan kenaikan pada data *time series*. Volatilitas adalah terjadinya varian yang tidak konstan (Setiawati et al., 2021). Naik dan turunnya nilai tukar mata uang mencerminkan kondisi volatilitas yang membesar telah terjadi pada mata uang suatu negara tertentu terhadap negara lain. Volatilitas digunakan sebagai pengukur untuk melihat seberapa besar terjadinya fluktuasi pada indikator-indikator ekonomi. Persamaan volatilitas adalah sebagai berikut (Gujarati, 2003) :

$$x_t^2 = (dW_t - d\overline{W}_t^2)^2 \qquad (5)$$

Keterangan :

x_t^2 : nilai volatilitas

dW_t : nilai *differencing*

dW_t^2 : nilai rata-rata *differencing*

2.2.11 Auotoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA adalah kepanjangan dari *Auotoregressive Integrated Moving Average* atau metode Box-Jenkins. ARIMA adalah metode analisis untuk melakukan peramalan berdasarkan pengamatan perilaku data variabel dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mengabaikan variabel independent karena pada analisisnya memperhatikan nilai-nilai yang ada pada masa lalu pada variabel dependent untuk peramalan dengan akurasi yang baik (Pasokawati and Darsyah, 2018). ARIMA dikenal fleksibel karena kelebihannya yang dapat mengikuti pola data sehingga dikenal akurat (Hutasuhut et al., 2014). ARIMA memadukan model *autoregressive* dan *moving average*. Namun model ARIMA memiliki kekurangan dalam menangkap bagian data yang fluktuatif.

Model ARIMA dikenal memiliki kemampuan dalam penyelesaian model linier (Yao et al., 2020). Model ARIMA terbentuk dari klasifikasi tiga kelompok, *autoregressive* merupakan model stokastik yang bertujuan sebagai representasi dari proses sebagai bilangan berhingga, kumpulan linier dari data lampau dari sebuah proses pada kejadian tidak terduga (Dheviani and Hendikawati, 2018). *Moving average* representasi observasi di waktu t adalah kombinasi linier dari sejumlah error acak (Dheviani and Hendikawati, 2018). *Integrated* adalah model untuk menyatakan *difference* dari data atau yang berhubungan dengan kestationeran data.

a. Model *autoregressive* (AR) dinyatakan dengan ordo p (AR(p)) dengan matriks (p, 0, 0) yang dinyatakan pada persamaan :

$$\mathrm{Xt} = \mu' + \theta_1 X_{t-1} + \theta_2 X_{2-1} + \cdots + \emptyset \mathrm{pXt} - \mathrm{p} + \mathrm{et} \qquad (6)$$

Keterangan :

Xt : Variabel dependen atau variabel yang diramalkan

μ' : Konstanta

$Xt-1, Xt-2, Xt-3, \ldots, Xt-p$: Variabel bebas

$\emptyset p$: Parameter *autoregressive* ke-p

et : Nilai kesalahan pada t

b. Model *moving average* (MA) dinyatakan melalui ordo q (AR(q)) dengan matriks (0, 0, q) yang dituangkan melalui persamaan:

$$\mathrm{Xt} = \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-k} \qquad (7)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Keterangan :

Xt : Variabel dependen atau variabel yang diramalkan

μ' : Konstanta

$\theta 1, \theta 2, \ldots, \theta q$: Parameter *moving average* ke-q

$\theta_q e_{t-k}$: Nilai kesalahan pada saat *t-k*

c. Model *Integrated* dinyatakan dalam matriks (0, d, 0), dimana model ini menyatakan *difference* untuk data. *Difference* adalah jika data memiliki tren dan jika data tersebut diharuskan stationer maka harus merubah tren atau komponen dari data tersebut. *Integrated* berhubungan dengan kestationeran data, apabila data telah stationer pada *differencing* pertama maka akan memiliki ordo I dengan matriks (p, I, q).

Model AR dan MA digabungkan menjadi model ARMA yang mengakibatkan proses identifikasi menjadi berlipat ganda. Model gabungan AR dan MA apabila dikombinasikan dan dintegrasikan dengan fungsi I (*integrated*) maka akan menghasilkan persamaan berikut:

$$(1-\beta)(1-\emptyset_1\beta)X_t = \mu' + (1-\theta_1\beta)e_t \qquad (8)$$

Langkah-langkah dalam menganalisis data *time series* menggunakan penerapan model ARIMA adalah sebagai berikut (Fatkhurrozi et al., 2012):

a. Identifikasi Model

Membuat plot data berdasarkan pilihan model yang digunakan agar dapat mengetahui kondisi kestationeran data, apabila data masih non-stationer maka data harus distationerkan terlebih dulu melalui *differencing*. Setelah itu, menghitung nilai *autocerrlation function* (ACF) sebagai korelasi hubungan linier antara dua variabel pada deret waktu yang sama namun dengan waktu yang berbeda dan *parcial autocorrelation function* (PACF) sebagai korelasi antar *t* terhadap variabel ketika *t-k*, hasilnya nilai ACF dan PACF dihitung dan dicocokkan berdasarakan sampel.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 2.3 Kriteria ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Menuju ke angka nol, dengan menurun bertahap.	Menuju ke angka nol, setelah melewati lag ke q.
MR (q)	Menuju ke angka nol, setelah melewati lag ke q.	Menuju ke angka nol, dengan menurun bertahap.
ARIMA (p, d, q)	Menuju ke angka nol, dengan menurun bertahap.	Menuju ke angka nol, dengan menurun bertahap.

b. Estimasi parameter

Melakukan uji hipotesis pada parameter untuk memilih taksiran model, dimana hal ini bertujuan untuk mengetahui signifikan atau tidaknya parameter AR, MA dan I (*differencing*) dengan persamaan dibawah ini.

$$Z_t^d = (1-\beta)^d \, Z_t, \text{ d>1} \qquad (9)$$

Keterangan :

Z_t^d: *differencing* orde ke-d

d: orde *differencing*

Sedangkan persamaan dalam mengestimasikan parameter AR (p) maupun MA (q) adalah sebagai berikut :

$$t_{hitung} = \frac{\widehat{\emptyset}_j}{SE(\widehat{\emptyset})_j} \qquad (10)$$

Keterangan :

$\widehat{\emptyset}_j$: estimasi parameter AR (p) dan MA (q)

$SE(\widehat{\emptyset})_j$: standar error parameter

Apabila menghasilkan model-model dengan nilai yang signifikan maka dilanjutkan dengan memilih model terbaik. Pemilihan model terbaik berdasarkan *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang merupakan metode matematis untuk membandingkan kelayakan model dalam pemodelan analisis *time series*. Pemilihan model AIC digunakan untuk memperkirakan kehilangan informasi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pada saat distribusi probabilitas *f* yang sebenarnya didekati distribusi probabilitas *g* terkait model yang akan dievalusi (Wagenmakers and Farrell, 2004). Nilai AIC yang semakin kecil pada suatu model maka model tersebut adalah model yang paling layak untuk dipilih sebagai model terbaik.

c. Uji diagnostik

Melakukan pemilihan untuk model terbaik lalu model diterapkan pada peramalan dengan persamaan sebagai berikut:

$$Q = n(n+2)\sum_{k-1}^{i} \frac{\hat{p}_k^2}{(n-k)} \quad (11)$$

Keterangan :

k: lag waktu

$\hat{p}_k^2$: nilai autokorelasi

i: maksimum lag

n: jumlah parameter

d. Peramalan

Meramalkan berdasarkan model yang dipilih dari proses uji diagnostik.

2.2.12 Autoregressive Conditional Heterokedasticity (ARCH)

Autoregressive Conditional Heterokedasticity (ARCH) pertama kali diciptakan dan dikembangkan oleh Engle pada tahun 1982, mengasumsikan varian bergantung pada variansi waktu sehingga mencerminkan volatilitas data (Faustina et al., 2017). Model ARCH dibentuk dengan tujuan agar dapat mengestimasi perilaku volatilitas suatu data yang mengakibatkan terjadinya *vloatilty* clustering. Namun model ARCH memiliki kendala untuk memperkirakan distribusi bebas. ARCH memanfaatkan data error kuadrat dari periode sebelumnya. Model ARCH dikenal memiliki derajat parameter yang cukup tinggi. Model ARCH mengkarakterisasi korelasi antara varian bersyarat dengan kesalahan prediksi (Yao et al., 2020). Notasi model ARCH dalam orde p adalah ARCH (p) dan dinyatakan ke bentuk persamaan ragam :

$$\sigma_t^2 = \alpha + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (12)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Keterangan :

$\alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$: komponen ARCH

σ_t^2 : varian residual

Dimana komponen dalam varian residual mengandung konstanta serta periode sebelumnya, karena *t* dipengaruhi oleh periode sebelumnya-sebelumnya *t – 1, t -2* dan seterusnya (Winarno, 2017).

2.2.13 Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity (GARCH)

GARCH adalah kepanjangan dari *Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity* yang sebagai bentuk pengembangan dari ARCH oleh Bollerslev pada tahun 1986. Model GARCH adalah model heterokedastisitas bersyarat dengan varian tanpa syarat yang konstan. Model GARCH terbentuk dari komponen lampau residual kuadrat (derajat p) dan komponen lampau dari varian kondisional (derajat q). Spesifikasi GARCH tergantung pada bentuk model varian bersyarat sebagai fungsi linier dari nilai residual di masa lalu, yang dapat menyebabkan terjadinya *return* yang berdampak pada volatilitas (Moffat and Akpan, 2020). GARCH menggunakan paramater dengan derajat yang lebih sedikit untuk mengurangi tingkat error dalam proses perhitungannya. Model GARCH didefinisikan dalam persamaan berikut :

$$h_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + a_m \varepsilon_{t-m}^2 + \vartheta_i h_{t-1}^2 + \ldots + \vartheta_s h_{t-s}^2 \qquad (13)$$

Keterangan :

h_t^2: Variansi error pada saat t

ε_t : Error pada saat t

a, ϑ : parameter GARCH

m, s : model GARCH

Dalam membentuk model agar stationer dibutuhkan model yang memenuhi persamaan :

$$\sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} (\alpha_i + \beta_j) < 1 \qquad (14)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.2.14 *Windowing*

Windowing digunakan untuk menentukan jumlah input dan output dalam prediksi pada proses data mining yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan. *Windowing* dapat mengoptimalkan skenario dalam proses data mining (Limón et al., 2017). Proses *windowing* dapat berguna untuk pengambilan sampel dengan mengubah distribusi pada data training (Fürnkranz, 1998). Proses *windowing* biasanya mengubah data *time series* menjadi set dengan atribut yang sesuai dilengkapi dengan poin yang berurutan. Proses *windowing* melibatkan parameter yaitu :

a. *Window size* berfungsi untuk menentukan atribut dalam data
b. *Step size* berfungsi untuk menentukan model *window* (jendela)
c. *Horizon* berfungsi untuk menentukan prakiraan

Penggunaan *windowing* akan mengubah label data menjadi beberapa data, dimana data terakhir adalah output dari nilai yang berasal dari data beberapa waktu sebelumnya yang telah diatur dan digunakan sebagai input (Arsi and Rakhmawati, 2018).

2.2.15 Python

Python merupakan bahasa pemograman yang berorientasi objek yang populer karena kelebihannya yang dilengkapi dengan *library* yang bermacam-macam. Python pertama kali diciptakan dan dikembangkan oleh Guido Van Rossum pada tahun 1990 di Amsterdam. Python dikenal memiliki sistem pengelolaan memori yang otomatis. Python juga termasuk bahasa pemograman yang *multiplatform*, *free* dan *opensource* sehingga dengan keunikan tersebut sampai hari ini pengguna python di seluruh dunia masih tegolong tinggi (Rahmadhika and Thantawi, 2021).

2.2.16 Library Scikit Learn

Scikit learn dikembangkan oleh python untuk mengimplementasikan *data mining* dan *data science.* Kelebihan *scikit learn* dapat berintegrasi dengan berbagai algoritma machine learning baik *supervised learning* maupun *unsupervised learning* (Buitinck et al., 2013). Objek yang ada pada *scikit learn* merupakan bentuk dari *Application Programming Interface* (API) yang terdiri dari *estimator interface*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang bertujuan menyesuaikan dan membangun model, *predictor interface* yang berguna untuk memprediksi dan *transformer interface* untuk mengkonversi data.

2.3 Integrasi Keilmuan

Ekonomi tidak terlepas dari kegiatan jual beli, dimana dalam proses transaksinya digunakan pendekatan dari berbagai ilmu pengetahuan agar pelaku transaksi dapat memperoleh manfaat yang ada dan meminimalkan kerugian yang mungkin terjadi. Landasan dalam kegiatan ekonomi atau jual beli pada Islam telah dijelaskan melalui Q. S Al-Baqarah ayat 282 :

يَٰٓأَيُّهَا ٱلَّذِينَ ءَامَنُوٓاْ إِذَا تَدَايَنتُم بِدَيْنٍ إِلَىٰٓ أَجَلٍ مُّسَمًّى فَٱكْتُبُوهُ ۚ وَلْيَكْتُب بَّيْنَكُمْ
كَاتِبٌۢ بِٱلْعَدْلِ ۚ وَلَا يَأْبَ كَاتِبٌ أَن يَكْتُبَ كَمَا عَلَّمَهُ ٱللَّهُ ۚ فَلْيَكْتُبْ وَلْيُمْلِلِ ٱلَّذِى
عَلَيْهِ ٱلْحَقُّ وَلْيَتَّقِ ٱللَّهَ رَبَّهُۥ وَلَا يَبْخَسْ مِنْهُ شَيْـًٔا ۚ فَإِن كَانَ ٱلَّذِى عَلَيْهِ ٱلْحَقُّ سَفِيهًا
أَوْ ضَعِيفًا أَوْ لَا يَسْتَطِيعُ أَن يُمِلَّ هُوَ فَلْيُمْلِلْ وَلِيُّهُۥ بِٱلْعَدْلِ ۚ وَٱسْتَشْهِدُواْ شَهِيدَيْنِ مِن
رِّجَالِكُمْ ۖ فَإِن لَّمْ يَكُونَا رَجُلَيْنِ فَرَجُلٌ وَٱمْرَأَتَانِ مِمَّن تَرْضَوْنَ مِنَ ٱلشُّهَدَآءِ أَن تَضِلَّ
إِحْدَىٰهُمَا فَتُذَكِّرَ إِحْدَىٰهُمَا ٱلْأُخْرَىٰ ۚ وَلَا يَأْبَ ٱلشُّهَدَآءُ إِذَا مَا دُعُواْ ۚ وَلَا تَسْـَٔمُوٓاْ أَن تَكْتُبُوهُ
صَغِيرًا أَوْ كَبِيرًا إِلَىٰٓ أَجَلِهِۦ ۚ ذَٰلِكُمْ أَقْسَطُ عِندَ ٱللَّهِ وَأَقْوَمُ لِلشَّهَٰدَةِ وَأَدْنَىٰٓ أَلَّا تَرْتَابُوٓاْ ۖ
إِلَّآ أَن تَكُونَ تِجَٰرَةً حَاضِرَةً تُدِيرُونَهَا بَيْنَكُمْ فَلَيْسَ عَلَيْكُمْ جُنَاحٌ أَلَّا تَكْتُبُوهَا ۗ وَأَشْهِدُوٓاْ
إِذَا تَبَايَعْتُمْ ۚ وَلَا يُضَآرَّ كَاتِبٌ وَلَا شَهِيدٌ ۚ وَإِن تَفْعَلُواْ فَإِنَّهُۥ فُسُوقٌۢ بِكُمْ ۗ وَٱتَّقُواْ ٱللَّهَ ۖ
وَيُعَلِّمُكُمُ ٱللَّهُ ۗ وَٱللَّهُ بِكُلِّ شَىْءٍ عَلِيمٌ

Artinya : “Hai orang-orang yang beriman, apabila kamu bermu'amalah tidak secara tunai untuk waktu yang ditentukan, hendaklah kamu menuliskannya. Dan hendaklah seorang penulis di antara kamu menuliskannya dengan benar. Dan janganlah penulis enggan menuliskannya sebagaimana Allah mengajarkannya, meka hendaklah ia menulis, dan hendaklah orang yang berhutang itu

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mengimlakkan (apa yang akan ditulis itu), dan hendaklah ia bertakwa kepada Allah Tuhannya, dan janganlah ia mengurangi sedikitpun daripada hutangnya. Jika yang berhutang itu orang yang lemah akalnya atau lemah (keadaannya) atau dia sendiri tidak mampu mengimlakkan, maka hendaklah walinya mengimlakkan dengan jujur. Dan persaksikanlah dengan dua orang saksi dari orang-orang lelaki (di antaramu). Jika tak ada dua oang lelaki, maka (boleh) seorang lelaki dan dua orang perempuan dari saksi-saksi yang kamu ridhai, supaya jika seorang lupa maka yang seorang mengingatkannya. Janganlah saksi-saksi itu enggan (memberi keterangan) apabila mereka dipanggil; dan janganlah kamu jemu menulis hutang itu, baik kecil maupun besar sampai batas waktu membayarnya. Yang demikian itu, lebih adil di sisi Allah dan lebih menguatkan persaksian dan lebih dekat kepada tidak (menimbulkan) keraguanmu. (Tulislah mu'amalahmu itu), kecuali jika mu'amalah itu perdagangan tunai yang kamu jalankan di antara kamu, maka tidak ada dosa bagi kamu, (jika) kamu tidak menulisnya. Dan persaksikanlah apabila kamu berjual beli; dan janganlah penulis dan saksi saling sulit menyulitkan. Jika kamu lakukan (yang demikian), maka sesungguhnya hal itu adalah suatu kefasikan pada dirimu. Dan bertakwalah kepada Allah; Allah mengajarmu; dan Allah Maha Mengetahui segala sesuatu."

Maksud dari ayat diatas bahwa Allah SWT telah mengatur landasan kegiatan ekonomi melalui perintah melakukan mu'amalah atau kegiatan ekonomi. Q. S Al-Baqarah ayat 282 menjelaskan bahwa ketika terjadi kegiatan mu'amalah sebaiknya ditulis agar data tersebut dapat dijadikan sebagai arsip jika sewaktu-waktu data tersebut dibutuhkan untuk kepentingan lainnya. Menurut Ibu Wiwin Luqna Hunaida, M.Pd.I, sebagai dosen Pendidikan Agama Islam UIN Sunan Ampel Surabaya, sepakat bahwa dalam kegiatan mu'amalah arsip tersebut sangat penting untuk analisis transaksi ekonomi, berdasarkan data tersebut kita dapat memprediksi atau meramalkan nilai di masa depan. Peramalan dapat menjadi pertimbangan untuk mengambil keputusan sehingga kita dapat mengantisipasi hal yang buruk dengan mengambil langkah yang tepat dalam menghadapi kondisi tak terduga di masa depan. Peramalan merupakan salah satu bentuk ikhtiar kita sebagai manusai dalam menjalani usaha dalam kegiatan ekonomi yang berlangsung.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dalam Q.S Yusuf ayat 47 hingga 49 telah dijelaskan tentang menduga sesuatu yang belum terjadi sebelumnya atau peramalan. Ayat tersebut berbunyi :

قَالَ تَزْرَعُوْنَ سَبْعَ سِنِيْنَ دَأَبًاۚ فَمَا حَصَدْتُّمْ فَذَرُوْهُ فِيْ سُنْۢبُلِهٖٓ اِلَّا قَلِيْلًا مِّمَّا تَأْكُلُوْنَ

Artinya : “Dia (Yusuf) berkata, "Agar kamu bercocok tanam tujuh tahun (berturut-turut) sebagaimana biasa; kemudian apa yang kamu tuai hendaklah kamu biarkan di tangkainya kecuali sedikit untuk kamu makan.”

ثُمَّ يَأْتِيْ مِنْۢ بَعْدِ ذٰلِكَ سَبْعٌ شِدَادٌ يَّأْكُلْنَ مَا قَدَّمْتُمْ لَهُنَّ اِلَّا قَلِيْلًا مِّمَّا تُحْصِنُوْنَ

Artinya : “Kemudian setelah itu akan datang tujuh (tahun) yang sangat sulit, yang menghabiskan apa yang kamu simpan untuk menghadapinya (tahun-tahun sulit), kecuali sedikit apa (bibit gandum) yang kamu simpan.”

ثُمَّ يَأْتِيْ مِنْۢ بَعْدِ ذٰلِكَ عَامٌ فِيْهِ يُغَاثُ النَّاسُ وَفِيْهِ يَعْصِرُوْنَ

Artinya : “Setelah itu akan datang tahun, dimana manusia diberi hujan (dengan cukup) dan pada masa itu mereka memeras (anggur)."

Ketiga ayat tersebut menggambarkan ramalan nabi Yusuf AS tentang mimpi raja mesir di kala itu. Berdasarkan ayat tersebut, diketahui pentingnya perencanaan sebagai persiapan untuk menghadapi musibah kelaparan dengan memanfaatkan segala kemungkinan yang terjadi. Hal yang dapat dipersiapkan dalam menghadapi musibah tersebut adalah menyimpan hasil panen yang melimpah selama tujuh tahun lamanya untuk menghadapi tujuh tahun berikutnya di masa yang akan datang sambil berdoa dan menanti agar turun hujan. Hal tersebut berkaitan terhadap peramalan dalam penulisan tugas akhir yaitu perlunya menyimpan arsip data sebagai bahan acuan dan pertimbangan keputusan di masa depan.

Q. S Al-Luqman ayat 34 mengadung penjelasan mengenai menduga sesuatu. Ayat tersebut berbunyi : ˚

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

إِنَّ اللَّهَ عِنْدَهُ عِلْمُ السَّاعَةِ وَيُنَزِّلُ الْغَيْثَ وَيَعْلَمُ مَا فِي الْأَرْحَامِ ۖ وَمَا تَدْرِي نَفْسٌ مَاذَا تَكْسِبُ غَدًا ۖ وَمَا تَدْرِي نَفْسٌ بِأَيِّ أَرْضٍ تَمُوتُ ۚ إِنَّ اللَّهَ عَلِيمٌ خَبِيرٌ

Artinya : "Sesungguhnya Allah, Hanya pada sisi-Nya sajalah pengetahuan tentang hari kiamat, dan Dia-lah yang menurunkan hujan dan mengetahui apa yang ada di dalam rahim. Dan tiada seorangpun yang dapat mengetahui (dengan pasti) apa yang akan diusahakan besok. Dan tiada seorangpun yang mengetahui di bumi mana dia akan mati. Sesungguhnya Allah Maha mengetahui lagi Maha Mengenal."

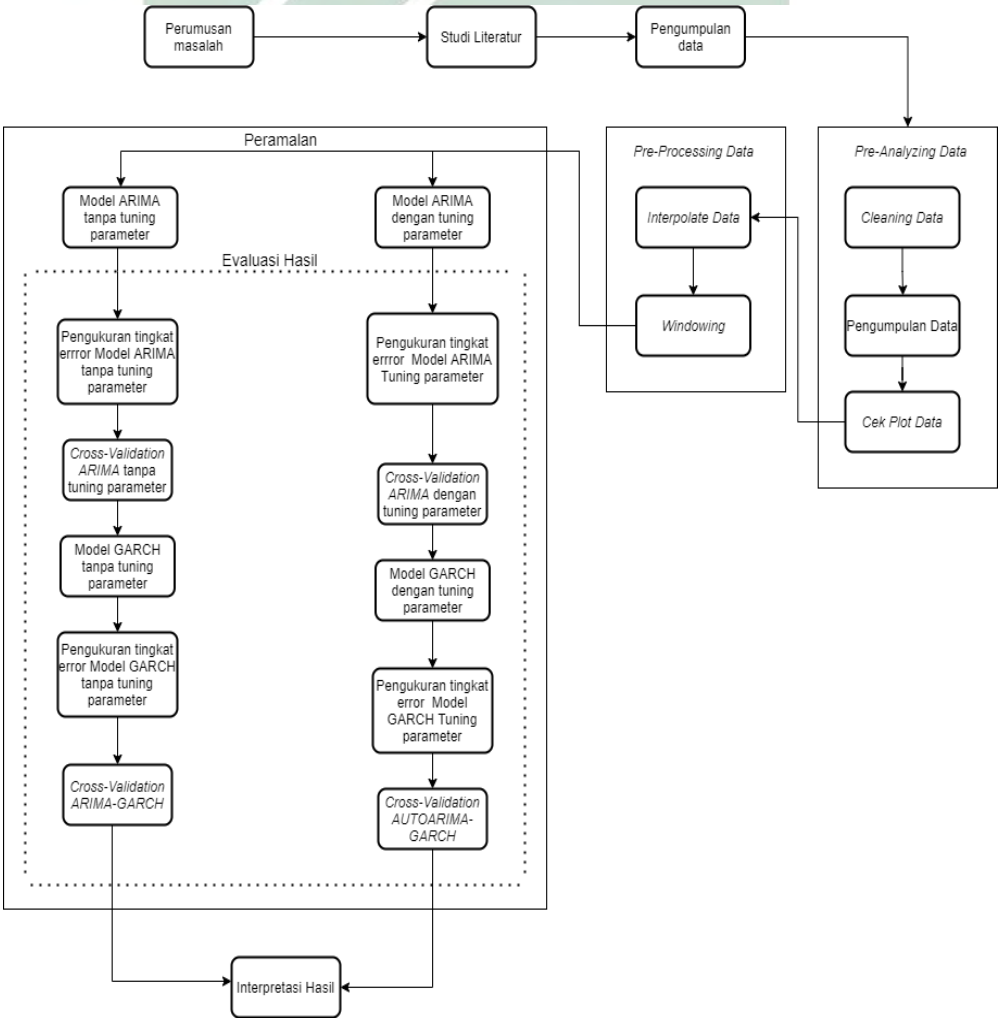
Dalam Q. S Al-Luqman ayat 34, menerangkan seorang manusia secara pasti tidak dapat menduga kejadian di masa depan, namun manusia diwajibkan berusaha atau berikthiar karena hanya Allah SWT Maha Mengetahui segala sesuatu di dunia ini. Salah satu bentuk ikthtiar dapat melalui peramalan yang didasarkan pada data di masa sekarang atau masa lalu untuk memprediksi data atau tren yang terjadi di masa depan. Peramalan yang dilakukan harus berdasarkan ilmu pengetahuan yang telah terbukti nilai ilmiahnya dan tidak menyekutukan Allah SWT. Peramalan data impor yang menjadi fokus pada penelitian ini merupakan salah satu bentuk usaha untuk mengetahui nilai impor di masa depan, khusunya untuk alat elektronik dan telekomunikasi. Hal tersebut bertujuan agar pemerintah Indonesia dapat memiliki bahan pertimbangan dalam mengambil keputusan dan regulasi mengenai impor dan ekspor Indonesia, serta dapat mengetahui strategi yang tepat dalam menyeimbangkan nilai ekspor dan impor Indonesia.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Flowchart Metode Penelitian

Penelitian dimulai dengan observasi dengan penulusuran data dan pengumpulan data pada situs laman resmi Badan Pusat Statistik. Langkah selanjutnya adalah perumusan masalah sebagai topik yang diangkat untuk penelitian ini, setelah merumuskan hal tersebut maka selanjutnya adalah mengidentifikasi kebutuhan dimana hal ini akan menjadi elemen-elemen pendukung untuk menjawab rumusan masalah. Metode untuk pengolahan serta prediksi data yang digunakan adalah metode hybrid ARIMA-GARCH.



Gambar 3.1 Flowchart Metode Penelitian

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3.1.1 Perumusan Masalah

Perumusan masalah diambil dari pemaparan latar belakang penelitian ini yaitu mengenai peramalan nilai impor Indonesia dalam sektor alat telekomunikasi dan elektronik. Penelitian ini menggunakan metode peramalan ARIMA-GARCH yang hasilnya akan dievaluasi untuk menguji keakuratan hasil peramalan yang berguna sebagai bahan acuan dan pertimbangan dalam pembuatan perencanaan yang matang terkait dengan kesiapan pemerintah dalam membuat kebijakan dan menghadapi perubahan ekonomi di perdagangan internasional.

3.1.2 Studi Literatur

Untuk lebih memahami konsep dan pemahaman dilakukan pendalaman dengan membaca berbagai refrensi, jurnal, buku dan internet pada penelitian sebelumnya terkait dengan metode peramalan menggunakan ARIMA-GARCH. Studi literatur dimaksudkan agar lebih mengenal dan mendukung dasar-dasar teori yang berkaitan dengan permasalahan penelitian yang ingin diselesaikan. Tahapan ini memberikan *konwledege gap* dari penelitian-penelitian sebelumnya untuk memberikan pemahaman mengenai model yang tepat untuk diterapkan dalam penelitian ini. Adapun model peramalan yang digunakan adalah model gabungan atau *hybrid* ARIMA-GARCH.

3.1.3 *Pre-Analyzing Data*

Data diperoleh dan dikumpulkan melalui pihak atau sumber lain yang telah ada atau disebut dengan data sekunder. Data diambil melalui laman situs resmi Badan Pusat Statistik. Pada tahap ini pengumpulan data dilakukan dengan mengisi form input dengan filter import lalu mengisi form input terlebih dahulu yang terdiri dari kode HS (*Harmonized Commodity*), tahun, bulan, pelabuhan dan negara dengan satuan US $ (dollar) serta melalui penelusuran data dengan membaca Buletin Statistik Perdagangan Luar Negeri Impor. Tahapan dalam *pre analyzing data* diantaranya adalah :

a. Pengumpulan data

Data dikumpulkan melalui dokumentasi berdasarkan data historis nilai impor dalam dalam *Cost Insurance Freight* (CIF) yang sudah termasuk biaya impor, angkut dan asuransi yang hanya tersedia dalam satuan US $ mulai dari bulan Januari 1998 hingga bulan Desember 2020.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b. *Cleaning data*

Proses bertujuan untuk menghilangkan tanda titik, koma dan tipe data string pada nilai variabel date maupun CIF, karena apabila masih ada noise tersebut maka data tidak dapat terbaca dengan valid sehingga akan mempengaruhi tahapan selanjutnya.

c. Cek plot data

Total data yang didapatkan adalah sebanyak 276 data dengan periode per bulan. Data yang dikumpulkan kemudian diproses menggunakan statmodel di python untuk memastikan data mengalami heterokedastisitas. Hasilnya data mengalami heterokedastisitas dan otomatis data dikatakan non linier seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 1.1.

3.1.4 *Pre-Processing Data*

Pre-processing data adalah tahapan penting dalam proses penelitian ini, dimana data yang didapatkan perlu disiapkan untuk memenuhi format tertentu dalam pengolahan data. Terdapat dua variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *date* sebagai variabel independent dan CIF dalam satuan US $ sebagai variabel dependent. Tahapan dalam pengolahan data diantaranya adalah :

a. *Interpolate*

Teknik missing value menggunakan interpolate untuk mengatasi permasalahan data atau nilai yang hilang. Interpolate merupakan salah satu teknik untuk menangani missing value dengan menyesuaikan dan menggunakan fungsi untuk memperkirakan nilai dari data yang hilang dengan menemukan nilai antara dua titik pada kurva dengan mengasumsikan bahwa titik taksiran terletak di titik-tik terdekat di sisi kiri maupun kanan. Pada penelitian ini, linear interpolation digunakan pada nilai-nilai di dataset (x_0, y_0), (x_1, y_1),… (x_n, y_n) yang disebut sebagai penggabungan linear interpolate antara setiap pasangan titik data.

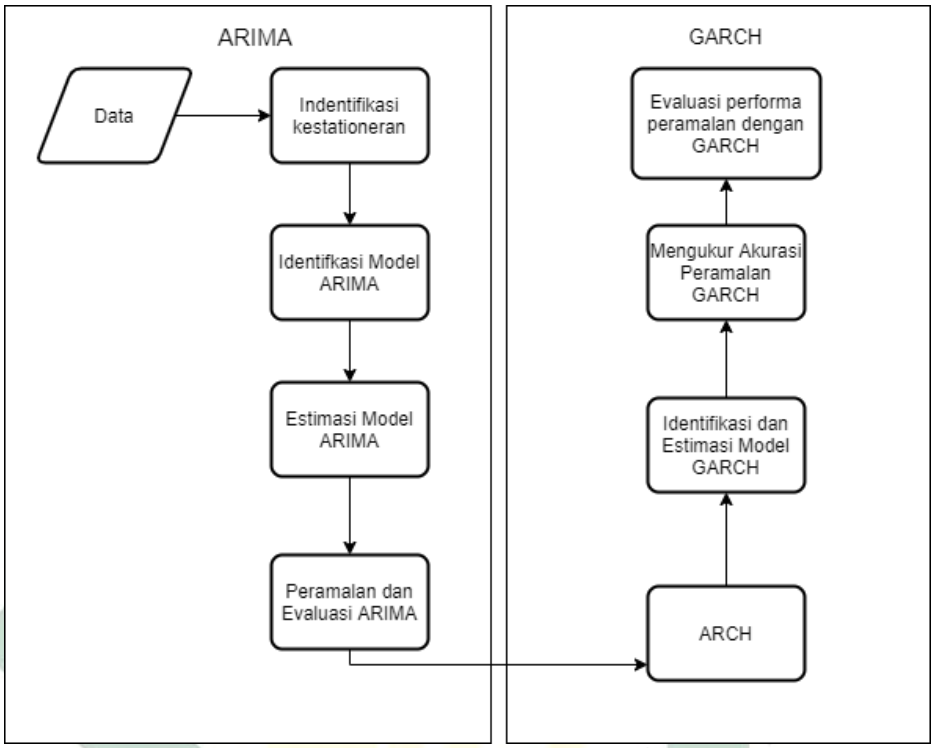
b. *Windowing*

Proses selanjutnya adalah *windowing* dengan pengaturan w = 12, h = 1 dan s=1 atau 12 data input dan satu data output. Data input adalah data dari 12 bulan sebelumnya dan data output adalah data satu bulan berikutnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3.1.5 Peramalan Menggunakan ARIMA

Tahapan ini mengimplementasikan model ARIMA untuk meramalkan nilai impor alat telekomunikasi dan elektronik dengan melakukan langkah-langkah dalam membuat model ARIMA.



Gambar 3. 2 Tahapan Proses ARIMA-GARCH

a. Identifikasi kestationeran

Tahapan ini diawali dengan pembuatan plot dari data *time series* selama 15 tahun terakhir yang dimulai dari bulan Januari 1998 hingga bulan Desember 2020. Pembuatan plot berguna untuk mengetahui pola data yang terbentuk. Setelah mengetahui bentuk pola yang telah disajikan dalam bentuk grafik *matplotlib*, dilakukan pengecekan uji stationeritas yaitu terhadap ragam dan *mean*. Apabila data masih dalam bentuk non stationer maka harus dilakukan proses *differencing* seperti pada persamaan 11, namun jika data telah stationer dalam varian tidak perlu melakukan proses *differencing*. Perhitungan nilai ACF dan PACF pada data yang telah stationer dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam mengidentifikasi ordo AR dan MA model ARIMA.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b. Identifikasi Model

Setelah melakukan *differencing* dan plot data telah stationer maka langkah selanjutnya adalah membuat plot ACF dan PACF dari data yang telah stationer. Plot data ACF dan PACF digunakan untuk menentukan parameter p dan q dalam model ARIMA, sedangkan parameter d ditentukan dari seberapa banyaknya *differencing* yang dilakukan untuk membuat data stationer.

c. Estimasi Model

Dalam estimasi model perlu dilakukan observasi kembali pada model awal yang merupakan model sementara untuk melihat signifikan atau tidaknya parameter yang diterapkan dalam model tersebut yang ditunjukkan oleh persamaan 12. Hal tersebut dilakukan melalui proses *trial* dan *error* melalui uji pada sejumlah nilai yang berbeda dan memilih satu nilai yang dapat meminmumkan jumlah kuadrat pada nilai sisa. Acuan parameter p dan q yang bernilai signifikan adalah apabila nilai p-*value* < 0,05 (α).

d. Peramalan dan evaluasi

Setelah semua tahapan diawal telah dilakukan dan terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan menggunakan model ARIMA terbaik yang telah dipilih dengan melihat tingkat error melalu pengukuran MAPE dan MSE pada peramalan yang dibuat oleh model tersebut.

3.1.6 Peramalan Menggunakan ARIMA-GARCH

Tahapan ini mengimplementasikan model GARCH ke dalam model ARIMA ditunjukkan pada Gambar 3.2, setelah menemukan model ARIMA terbaik maka langkah selanjutnya adalah membuat model GARCH dari residual ARIMA.

a. ARCH

Model ARIMA terbaik yang sebelumnya telah dibuat menghasilkan nilai residual, yaitu sebuah nilai perbedaan antara observasi dengan nilai prediksi. Residual tersebut akan melalui tahapan ARCH untuk membangun kemungkinan suatu model GARCH dengan iterasi yang dihasilkan. Iterasi tersebut dibuat dengan menginputkan kembali order dari paramater p dan q pada model ARIMA.

b. Identifkasi dan Estimasi Model

Iterasi yang dilakukan akan memberikan kemungkinan model GARCH dan estimasi paramater. Pada tahapan ini order parameter q dapat bertambah, karena

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

apabila tingkat error MAPE pada GARCH tidak turun secara signifikan maupun tidak maka artinya data masih dalam kondisi non-linier atau data masih mengandung residual ARIMA.

Untuk mengecek kehomogenan dalam data yang ditunjukkan oleh persamaan 13. Nilai residual dapat dilihat dengan acuan apabila nilai p-*value* < 0,05 (α) bahwa nilai residual *random.* Jika residual relatif kecil atau *random* maka model layak digunakan untuk peramalan.

c. Mengukur tingkat error peramalan model GARCH

Model GARCH yang telah terpilih akan dievaluasi tingkat error peramalannya. Apabila tingkat error MAPE pada GARCH tidak turun secara signifikan maupun tidak maka akan kembali ke tahap identifikasi dan estimasi model untuk menambah order pada parameter q.

d. Evaluasi performa peramalana dengan model ARIMA-GARCH

Setelah semua tahapan diatas telah terpenuhi maka akan menghasilkan kombinasi hasil estimasi data linier oleh model ARIMA dan non linier model GARCH. Kombinasi kedua model ini merupakan bentuk dari *hybrid* ARIMA-GARCH dan selanjutnya digunakan untuk meramalkan nilai impor dengan model ARIMA-GARCH.

3.1.7 Evaluasi Model

Dalam melakukan evaluasi pada penelitian ini dilakukan empat skenario, yaitu model tanpa tuning parameter dan model dengan tuning parameter, yang diantaranya adalah:

a. Skenario model ARIMA tanpa tuning parameter

Model ARIMA akan dievaluasi menggunakan *cross validation*. Setiap percobaan *cross validation* dengan *training* awal 50% dan menaikkan 10% di setiap *fold*nya. Percobaan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Training* [50%] dan *test* [10%]
2. *Training* [60%] dan *test* [10%]
3. *Training* [70%] dan *test* [10%]
4. *Training* [80%] dan *test* [10%]
5. *Training* [90%] dan *test* [10%]

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pembagian tersebut menghasilkan 5 fold dimana langkah selajutnya adalah mengolah hasil model ARIMA ke model GARCH.

b. Skenario model ARIMA-GARCH tanpa tuning paramater

Model ARIMA-GARCH akan dievaluasi menggunakan *cross validation*. Setiap percobaan *cross validation* dengan *training* awal 50% dan menaikkan 10% di setiap *fold*nya. Percobaan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Training* [50%] dan *test* [10%]
2. *Training* [60%] dan *test* [10%]
3. *Training* [70%] dan *test* [10%]
4. *Training* [80%] dan *test* [10%]
5. *Training* [90%] dan *test* [10%]

Pembagian tersebut menghasilkan 5 fold dan merupakan bentuk evaluasi *cross validation* untuk ARIMA-GARCH.

c. Skenario model ARIMA dengan tuning parameter (AUTOARIMA).

Model ARIMA dengan tuning paramater menggunakan AUTOARIMA. Model AUTOARIMA akan dievaluasi menggunakan *cross validation*. Setiap percobaan *cross validation* dengan *training* awal 50% dan menaikkan 10% di setiap *fold*nya. Percobaan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Training* [50%] dan *test* [10%]
2. *Training* [60%] dan *test* [10%]
3. *Training* [70%] dan *test* [10%]
4. *Training* [80%] dan *test* [10%]
5. *Training* [90%] dan *test* [10%]

Pembagian tersebut menghasilkan 5 fold dimana langkah selajutnya adalah mengolah hasil model AUTOARIMA ke model GARCH.

d. Skenario model AUTOARIMA-GARCH (tuning paramater)

Model AUTOARIMA-GARCH akan dievaluasi menggunakan *cross validation*. Setiap percobaan *cross validation* dengan *training* awal 50% dan menaikkan 10% di setiap *fold*nya. Percobaan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Training* [50%] dan *test* [10%]
2. *Training* [60%] dan *test* [10%]

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. *Training* [70%] dan *test* [10%]
4. *Training* [80%] dan *test* [10%]
5. *Training* [90%] dan *test* [10%]

Pembagian tersebut menghasilkan 5 fold dan merupakan bentuk evaluasi *cross validation* untuk AUTOARIMA-GARCH.

Nilai kesalahan peramalan atau tingkat error yang diterapkan pada seluruh skenario untuk peramalan pada penelitian ini adalah diukur menggunakan MAPE dan MSE, dimana untuk menghitung nilai MAPE berdasarkan rumus MAPE yang terdapat pada persamaan (2), sedangkan perhitungan nilai MSE berdasarkan rumus MSE yang terdapat di persamaan (3).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini, akan dipaparkan mengenai hasil dan penelitian berdasarkan tahapan penelitian yang dijelaskan pada bab metodologi penelitian. Tahapan tersebut dimulai dari pengumpulan data, proses pengolahan data, persiapan data, peramalan dengan ARIMA, analisis model GARCH hingga peramalan nilai impor dengan ARIMA-GARCH menggunakan bahasa pemrograman *python*.

4.1 Hasil *Pre analyzing Data*

Tahapan *pre analyzing data* merupakan tahapan pertama yang dimulai dari pengumpulan data, *cleaning data* dan cek plot data yang hasilnya akan dipaparkan dibawah ini :

4.1.1 Pengumpulan Data

Data yang didapatkan dalam bentuk *softcopy* dalam buku statistik milik BPS sehingga data memerlukan tahapan persiapan data dan pemrosesan selanjutnya agar data dapat diolah ke tahapan selanjutnya menggunakan bahasa pemrogaman *python.* Data yang dikumpulkan 276 data dengan periode per bulan dengan variabel *date* dan CIF dari bulan Januari 1998 hingga bulan Desember tahun 2020. *Date* merupakan variabel independen sedangkan CIF merupakan dependen.

Tabel 4.1 Hasil Pengumpulan Data

No.	Date	CIF
1.	01/01/1998	55145039
2.	01/02/1998	131424940
3.	01/03/1998	77729252
…	……	……
276.	01/12/2020	2044786344

4.1.2 *Data Cleaning*

Sebelum masuk ke proses peramalan menggunakan model ARIMA maupun ARIMA-GARCH, data terlebih dahulu melalui proses *cleaning* data. *Cleaning data* pada proses ini bertujuan untuk menghilangkan tanda titik, koma dan tipe data *string* pada nilai variabel *date* maupun CIF, karena apabila masih ada *noise* tersebut

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

maka data tidak dapat terbaca dengan valid sehingga akan mempengaruhi tahapan selanjutnya.

4.1.3 Cek Plot Data

Untuk memastikan bahwa data mengalami heterokedastisitas dan sesuai dengan permasalahan pada model peramalan yang digunakan, data yang dikumpulkan dan diuji terlebih dahulu menggunakan *statmodel* di python untuk memastikan data mengalami heterokedastisitas, hasilnya data mengalami heterokedastisitas dan ditunjukkan oleh Gambar 1.1 yang tercantum di latar belakang, sedangkan hasil analisis deskriptif dipaparkan dalam Tabel 4.2, dibawah ini :

Tabel 4.2 Hasil Analisis Deskriptif

Variable	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
CIF	24333850	4681514062	889886843,731	43631734,454

4.2 Hasil Pengolahan Data

Tahapan pengolahan data merupakan tahapan yang meliputi proses *linear interpolate* data untuk mengatasi *missing* value dan *windowing* yang hasilnya akan dipaparkan dibawah ini :

4.2.1 *Data Linear Interpolate*

Kondisi data sebelumnya terdapat *missing value* yang dapat menganggu proses peramalan. *Missing value* terjadi pada setiap data bulan ke-12 atau bulan Desember yang dimulai dari tahun 2008 hingga bulan Desember 1998 . Untuk mengisi nilai yang hilang maka digunakan teknik *linear interpolate* pada data. Hasilnya adalah sebagai berikut :

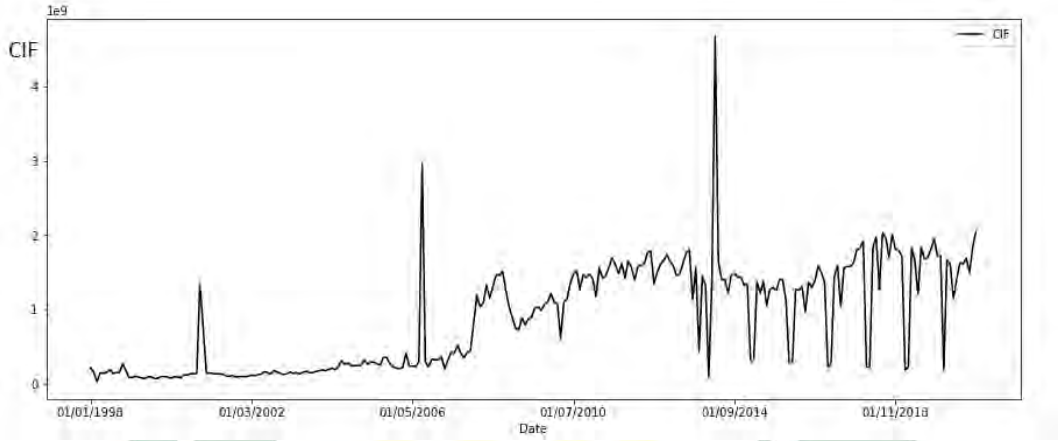
Tabel 4.3 Data Sebelum *Linear Interpolate*

Date	CIF
01/10/2008	1256052
01/11/2008	1032650
01/12/2008	Nan
01/01/2009	74455952

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.4 Hasil Setelah *Linear Interpolate*

Date	CIF
01/10/2008	1256052
01/11/2008	1032650
01/12/2008	8886050
01/01/2009	7445595



Gambar 4. 1 Plot Hasil Linear Interpolate

4.2.3 *Data Windowing*

Proses selanjutnya adalah *windowing*, aturan yang diterapkan dalam proses *windowing* pada data ini adalah 12 data input dan 1 data output. Data input adalah data dari 12 bulan sebelumnya dan data output adalah data 1 bulan berikutnya, 12 bulan dipilih berdasarkan fluktuasi kurs mata uang yang biasanya terjadi pada periode per tahun.

Tabel 4.5 Hasil Windowing Data

Date	Label	InputY-12	InputY-11	InputY-10	…	Input Y-1
01/10/2008	4139932	1256052	15096183	1459122	…	8141922
01/11/2008	4401237	1032650	12560527	1509618	…	11882608
01/12/2008	8141922	8886050	10326505	1256055	…	10319816

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.3 Hasil Peramalan ARIMA

Sebelum melakukan estimasi dan mengimplementasikan model baik untuk ARIMA tanpa tuning parameter dan AUTOARIMA (tuning paramater), data nilai impor alat telekomunikasi dan elektronik harus terlebih dahulu memenuhi asumsi-asumsi kriteria model ARIMA yang dijelaskan dalam *pseudecode* dibawah hasilnya dipaparkan pada sub bab dibawah ini.

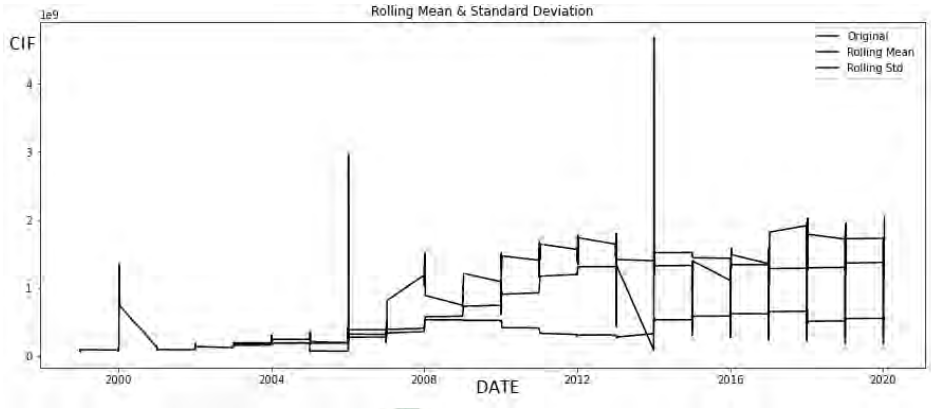
```
Input (dataset)
Plot (dataset)
While (graph tidak stationer = True)
            {smoothen graph (Hitung Differencing Z_t^d =(1 − β)^d Z_t, d>1)}
Stationer Graph into ACF&PACF
Hitung Estimasi parameter AR dan MA t_hitung = ∅̂_j / SE(∅̂)_j
Signifikansi (If nilai p-value < 0,05)
                      ({Uji diagnostic} Hitung Q = n(n + 2) Σ_{k−1}^{i} p̂_k^2/(n−k))
                      Else kembali ke kalkulasi ACF dan PACF
Plot (residual dari parameter di model)
         (if residual tidak ada lag data)
         (peramalan dengan parameter yang dipilih)
          Else identifikasi model ARIMA kembali
```

4.3.1 Hasil Peramalan ARIMA tanpa tuning parameter

a. Perhitungan ADF

Untuk memenuhi asumsi kriteria model ARIMA yang pertama adalah plot data harus bersifat stationer. Untuk mengetahui sifat stationer data maka dilakukan uji hipotesis dengan *Augmented Dickey Fuller* (ADF), sebelumnya data telah diuji menggunakan *statmodel* di python untuk melihat kestationeran data, hasilnya data belum stationer seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.1. Jika hasil pengujian dalam *test statistic* kurang dari *critical value* secara signifikan atau nilai p-value < 0.5 maka hipotesis nol dapat ditolak sehingga mendukung pernyataan bahwa plot data sudah stationer.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4. 2 Plot Data Awal

Namun data diuji kembali dengan *Augmented Dickey Fuller* (ADF) karena memberikan hasil yang lebih detail mengenai kondisi plot data yang didasari oleh hipotesis sebagai berikut:

H_0 : ADF $< 1 =$ Tidak Stationer

H_1 : ADF $= 1 =$ Stationer

Tabel 4. 6 Hasil Test ADF

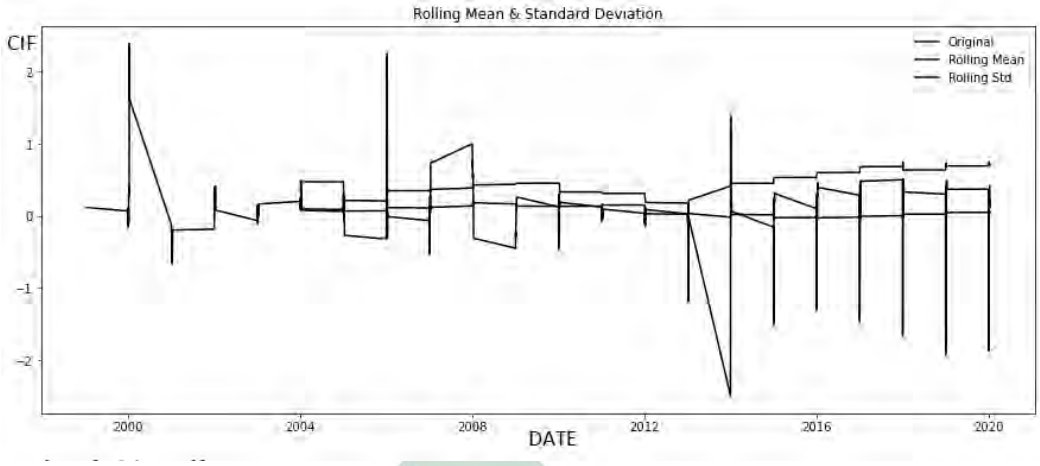
Test Statitics	p-value	Lags Used	Number of Observations Used	Critical Value (1%)	Critical Value (5%)	Critical Value (10%)
-1.136	0.700	11.000	252.000	-3.456	-2.873	-2.572

Berdasarkan output Tabel 4.6 didapatkan hasil bahwa *test statistic* lebih besar dari semua nilai *critical value* dan nilai p-value > 0.05, sehingga menandakan bahwa data masih belum stationer. Maka perlu dilakukan proses *differencing* agar data dapat stationer.

b. *Differencing*

Pada percobaan *differencing* pertama menggunakan transformasi data dengan *log-transform* yaitu dengan menggantikan setiap variabel x dengan log (x). Hasil plot data berubah seperti ditunjukkan oleh Gambar 4.3.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4. 3 Plot Hasil *Differencing*

Hasil *differencing* menghasilkan nilai *critical value* yang lebih besar dari *test statistic* dan hasil p-value < 0.05 maka data telah stationer. Sehingga hipotesis nol ditolak dan hasilnya hipotesis 1 diterima yaitu bahwa nilai ADF = 1 dan dapat dikatakan bahwa plot data sudah stationer.

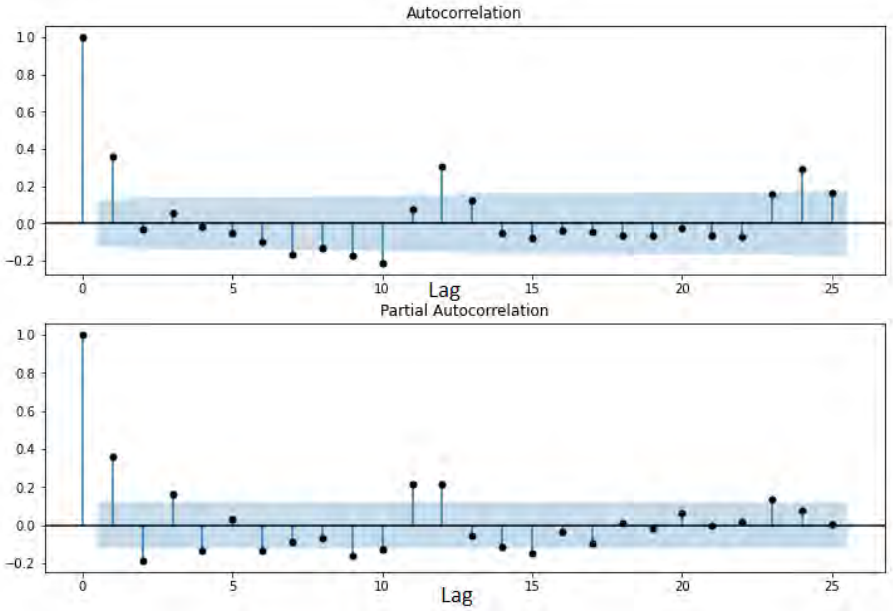
Tabel 4. 7 Hasil Test ADF *Differencing*

Test Statitics	p-value	Lags Used	Number of Observations Used	Critical Value (1%)	Critical Value (5%)	Critical Value (10%)
-5.252	0.007	14.000	238.000	-3.458	-2.873	-2.573

c. Plot ACF dan PACF

Identifikasi model ARIMA ditentukan melalui plot ACF dan PACF dari plot data. Nilai pada parameter p untuk ordo AR dilihat dari lag pada grafik PACF, sedangkan nilai pada parameter q untuk ordo MA dilihat dari lag pada grafik ACF. Order model ARIMA ditentukan melalui cut off yang terjadi pada lag data pada plot ACF maupun PACF.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4. 4 Plot ACF dan PACF

Untuk memilih model terbaik, pengidentifikasian dilihat dari seberapa kecilnya nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) untuk mengukur kualitas dari model statistik untuk memilih model terbaik, semakin kecil nilai AIC maka residual yang dihasilkan semakin kecil. Berdasarkan beberapa kandidat model yang ada sesuai dengan *cut off* yang terjadi lag data yang ada pada plot ACF dan PACF, di antaranya telah terangkum dalam tabel dibawah ini:

Tabel 4. 8 Identifikasi Model dan Nilai AIC

Model	Nilai AIC
(0,1,0)	471.810
(1,1,0)	462.138
(0,1,1)	419.209
(1,1,1)	**395.440**

Berdasarkan kandidat model yang ada pada Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa model yang memiliki nilai AIC paling kecil pada ARIMA adalah model dengan order (1, 1, 1) dengan nilai AIC sebesar 395.440**.** Sehingga model ini merupakan hasil identifikasi model terbaik yang akan diterapkan pada peramalan ARIMA.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

d. Estimasi Parameter

Estimasi parameter dilakukan untuk melihat model ARIMA yang signifikan dari nilai probabilitas yang lebih kecil dari 0.05. Setelah menentukan model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC yang paling kecil yang diperoleh oleh model dengan ARIMA (1, 1, 1). Model tersebut perlu melalui proses estimasi parameter untuk melihat signifikansi pada masing-masing ordo. Berdasarkan output yang ditunjukkan pada Tabel 4.9 koefisien parameter MA 1 adalah yang paling mendekati nilai 0 dan nilai p-value pada p>|z| paramater MA 1 bernilai signifikan sedangkan pada model AR 1 tidak signifikan. Uji Ljung Box untuk uji diagnostik bernilai > 0.05 yang artinya residual bersifat random atau tidak membentuk pola tertentu. Sehingga hasil estimasi paramater pada model ARIMA (1, 1, 1) tidak signifikan maka perlu dilakukan identfikasi model kembali.

Tabel 4. 9 Estimasi Parameter ARIMA tanpa Tuning Parameter

	Coef	**Std Error**	**Z**	**p>|z|**	**[0.025]**	**[0.975]**
Intercept	0.078	0.004	2.068	0.039	0.000	0.015
AR 1	0.3705	0.067	5.568	0.000	0.240	0.501
MA 1	-0.9034	0.043	-20.774	0.000	-0.989	-0.818
Sigma2	0.2255	0.008	27.548	0.000	0.209	0.242
Ljung-Box (L1) (Q):		0.92		Skew:		-0.57
Prob(Q):		0.34		Prob(H) (two-sided):		0.00
Heteroskedasticity (H):		3.50		Kurtosis:		15.08

Berdasarkan kandidat model yang ada pada Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa model yang memiliki nilai AIC terkeci kedua pada ARIMA adalah model dengan order (0, 1, 1) dengan nilai AIC sebesar 419.209**.** Sehingga model ini merupakan hasil identifikasi model terbaik kedua yang akan diterapkan pada peramalan ARIMA.

e. Estimasi Parameter kedua

Estimasi parameter dilakukan untuk melihat model ARIMA yang signifikan dari nilai probabilitas yang lebih kecil dari 0.05. Setelah menentukan model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC yang paling kecil yang diperoleh oleh model dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ARIMA (0, 1, 1). Model tersebut perlu melalui proses estimasi parameter untuk melihat signifikansi pada masing-masing ordo. Berdasarkan output yang ditunjukkan pada Tabel 4.10 koefisien parameter MA 1 adalah mendekati nilai 0 dan nilai p-value pada p>|z| paramater MA 1 bernilai signifikan. Uji Ljung Box untuk uji diagnostik bernilai > 0.05 yang artinya residual bersifat random atau tidak membentuk pola tertentu serta nilai heterokedastisitas lebih berkurang dibanding model pertama. Sehingga hasil estimasi paramater pada model ARIMA (0, 1, 1) signifikan.

Tabel 4. 10 Estimasi Parameter ARIMA tanpa Tuning Parameter Percobaan 2

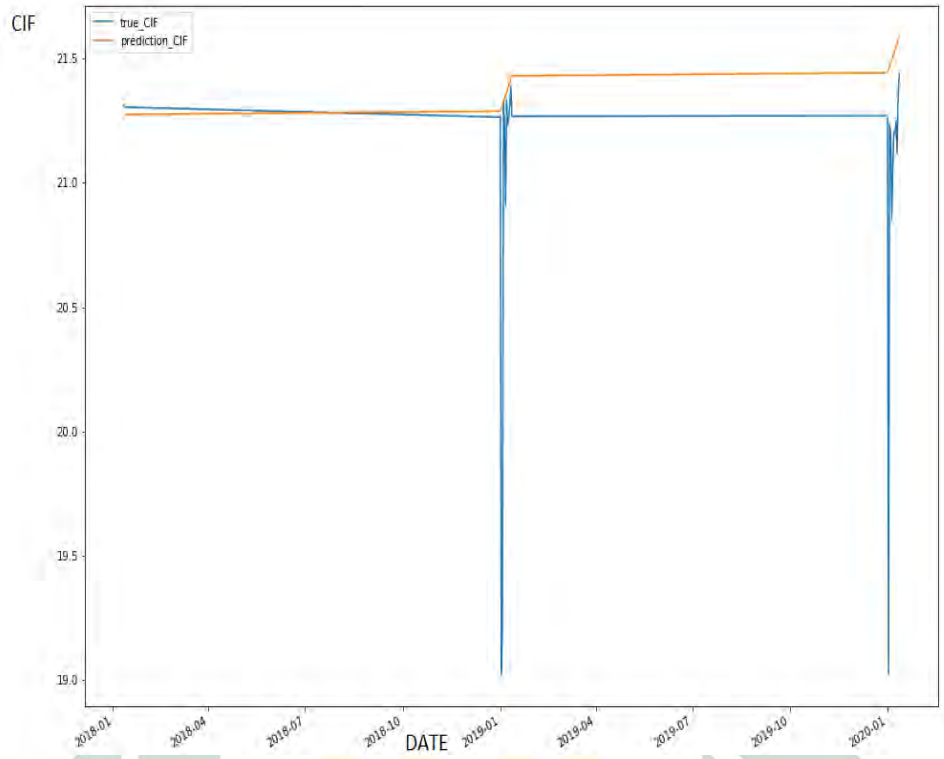
	Coef	**Std Error**	**Z**	**p>|z|**	**[0.025]**	**[0.975]**
Intercept	0.129	0.009	1.485	0.138	-0.004	0.030
MA 1	-0.7384	0.029	-25.344	0.000	-0.796	-0.681
Sigma2	0.2495	0.010	26.091	0.000	0.231	0.268

Ljung-Box (L1) (Q):	12.82	Skew:	-0.45
Prob(Q):	0.00	Prob(H) (two-sided):	0.00
Heteroskedasticity (H):	3.32	Kurtosis:	12.74

f. Hasil Peramalan

Setelah melalukan tahapan untuk membuat model ARIMA dan telah menemukan model ARIMA yang terbaik, maka langkah selanjutnya adalah membuat peramalan untuk model ARIMA tersebut. Plot peramalan model ARIMA yang telah dibuat, ditunjukkan oleh Gambar 4.5. dan Tabel 4.11. Pada Gambar 4.5 garis orange mewakili nilai prediksi sedangkan garis biru mewakili nilai data yang sebenarnya. Pada hasil prediksi di Tabel 4.11 pengukuran tingkat error mengenai selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi akan dihitung menggunakan MAPE dan MSE.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4. 5 Plot Peramalan ARIMA

Tabel 4. 11 Nilai Hasil Peramalan ARIMA

CIF	Nilai Sebenarnya	Nilai Peramalan
2020-01-12	2.0447	2.3673
2020-01-11	1.8424	2.3369
2020-01-10	1.4880	2.3068
2020-01-09	1.6889	2.2772
2020-01-08	1.6078	2.2479
2020-01-07	1.6212	2.2191
2020-01-06	1.4004	2.1905
2020-01-05	1.1413	2.1624
2020-01-04	1.6107	2.1346
2020-01-03	1.6672	2.1072
2020-01-02	1.8249	2.0801
2020-01-01	1.7270	2.0534

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.3.2 Hasil Peramalan AUTOARIMA (Tuning parameter)

a. Identifkasi Model

Pada model ARIMA dengan tuning parameter atau model AUTOARIMA, tahapan yang dimulai dari perhitungan ADF hingga plot ACF dan PACF sama seperti model ARIMA tanpa tuning parameter. Perbedaan dimulai dari tahapan pemilihan order untuk parameter p dan q, karena pada model AUTOARIMA parameter p dan q di tuning sehingga dapat menentukan model terbaiknya sendiri tanpa perlu mencoba kemungkinan order yang terjadi pada lag data. Pengaturan tuning parameter dimulai dengan aturan ordel model dengan parameter p dan q dimulai dari 0 dengan maksimum order 5.

b. Estimasi Parameter

Estimasi parameter dilakukan untuk melihat model AUTORIMA yang signifikan dari nilai probabilitas yang lebih kecil dari 0.05. Setelah menentukan model AUTORIMA terbaik berdasarkan nilai AIC yang paling kecil yang diperoleh oleh model dengan AUTORIMA (1, 1, 2). Model tersebut perlu melalui proses estimasi parameter untuk melihat signifikansi pada masing-masing ordo. Berdasarkan output yang ditunjukkan pada Tabel 4.11 koefisien parameter MA 1 adalah yang paling mendekati nilai 0 dan nilai p-value pada p>|z| di setiap paramater yaitu AR 1, MA 2 dan MA 3 bernilai signifikan. Sehingga hasil estimasi paramater pada model AUTOARIMA (1, 1, 2) signifikan.

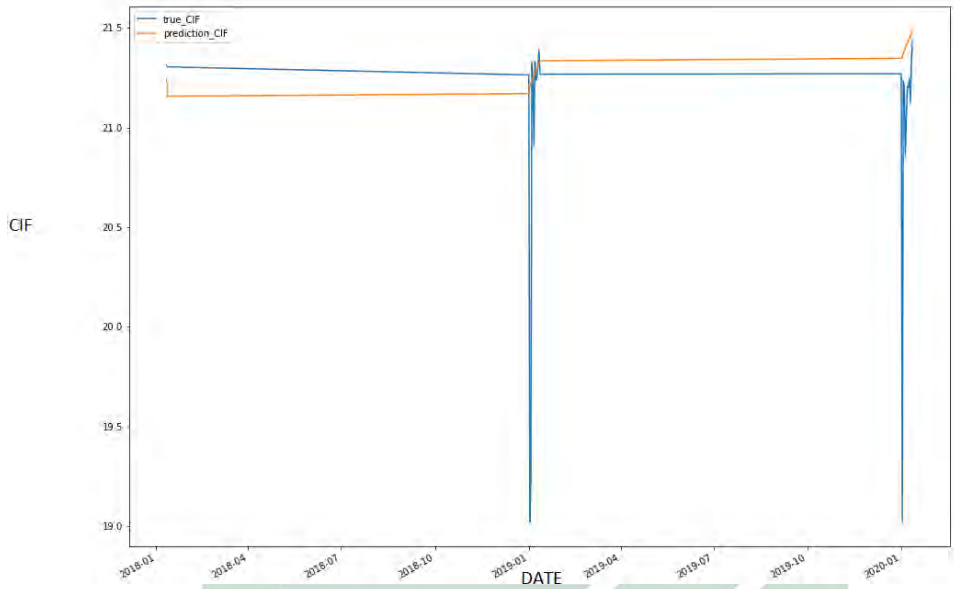
Tabel 4. 12 Estimasi Parameter Model AUTOARIMA

	Coef	**Std Error**	**Z**	**p>|z|**	**[0.025]**	**[0.975]**
Intercept	0.0158	0.007	2.227	0.026	0.002	0.030
AR 1	-0.2682	0.088	-3.040	0.002	-0.441	-0.095
MA 1	-0.1158	0.075	-1.554	0.120	-0.262	-0.030
MA 2	-0.6600	0.049	-13.379	0.000	-0.757	-0.563
Sigma2	0.2027	0.009	23.455	0.000	-0.186	0.220
Prob(Q): 1.00				Skew: -0.22		
Heteroskedasticity (H): 3.16				Prob(H) (two-sided): 0.00		
				Kurtosis: 12.38		

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

c. Hasil Peramalan

Setelah melalukan tahapan untuk membuat model AUTORIMA dan telah menemukan model yang terbaik, maka langkah selanjutnya adalah membuat peramalan untuk model tersebut. Plot peramalan model AUTOARIMA yang telah dibuat, ditunjukkan oleh Gambar 4.6 dan Tabel 4.15. Pada Gambar 4.6 garis orange mewakili nilai prediksi sedangkan garis biru mewakili nilai data yang sebenarnya. Pada hasil prediksi di Tabel 4.15 pengukuran tingkat error mengenai selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi akan dihitung menggunakan MAPE dan MSE.



Gambar 4. 6 Hasil Peramalan AUTOARIMA

Tabel 4. 13 Nilai Hasil Peramalan AUTOARIMA

CIF	Nilai Sebenarnya	Nilai Peramalan
2020-01-12	2.0447	2.1006
2020-01-11	1.8424	2.0747
2020-01-10	1.4880	2.0491
2020-01-09	1.6889	2.0238
2020-01-08	1.6078	1.9988
2020-01-07	1.6212	1.9741
2020-01-06	1.4004	1.9497

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4. 14 Hasil Peramalan AUTOARIMA lanjutan

2020-01-05	1.1413	1.9256
2020-01-04	1.6107	1.9019
2020-01-03	1.6672	1.8784
2020-01-02	1.8249	1.8552
2020-01-01	1.7270	1.8323

4.4 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH

Setelah melakukan tahap implementasi dengan ARIMA dan menemukan model terbaik ARIMA, langkah selanjutnya adalah melakukan implementasi model GARCH berdasarkan residual model ARIMA dan model AUTOARIMA. Implementasi model ARIMA maupun model AUTOARIMA yang dilanjutkan ke model GARCH dijelaskan dalam *pseuudecode* dibawah ini :

```
Input (Model ARIMA terbaik)
Identifikasi model GARCH (p dan q)
Estimasi model ARIMA GARCH (h_t^2 = a_0 + a_1 ε_{t-1}^2 + ⋯ + a_m ε_{t-m}^2 + ϑ_i h_{t-1}^2 + … + ϑ_s h_{t-s}^2)
Signifikansi (If nilai p-value < 0,05)
                      {Uji signifikansi}
Homokedastisitas hitung R^2 = (ŷ-ȳ)^2/(y-ȳ)^2 (residual dari parameter di model)
         (if data=homokedasitisitas)
          {Peramalan ARIMA-GARCH dengan
           parameter yang dipilih}
           Else identfikasi model GARCH kembali
```

4.4.1 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH tanpa Tuning parameter

a. Identifikasi dan Estimasi Model

Dalam estimasi model GARCH digunakan paramater p dan q dengan order model ARIMA bernilai 1 dan 1. Residual data dari model ARIMA diuji menggunakan ARCH model untuk membangun kemungkinan suatu model GARCH dengan iterasi. Iterasi pada model ARIMA-GARCH dilakukan sebanyak 15 kali dalam kondisi data berdistribusi normal.

Alpha merupakan koefisien untuk error kuadrat untuk parameter p sedangkan beta merupakan koefisien untuk ragam parameter q. Terdapat parameter pada model GARCH (1, 1) yang mengalami signifikansi yaitu Alpha [1]. Namun pada parameter

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Beta [2] tidak mengalami signifikansi, hal ini terlihat dimana p<|t, sehingga memerlukan identifikasi model kembali, maka perlu menambahkan nilai lagi pada order q, karena estimasi model GARCH berdasarkan PACF dimana q adalah order untuk mewakili PACF. Sehingga model GARCH yang didapatkan dari model residual ARIMA adalah model GARCH (1, 2). Model peramalan akan dikombinasikan dengan hasil estimasi data linier oleh model ARIMA dan non linier model GARCH. Kombinasi kedua model yaitu ARIMA (2,2,1)-GARCH (1, 2).

Tabel 4. 15 Estimasi Parameter ARIMA-GARCH Percobaan 1

	Coef	**Std Error**	**T**	**p>|t|**	**95.0% Conf. Int.**
Omega	0.0019	0.112	1.107	0.915	[-0.208, 0.232]
Alpha [1]	0.2067	1.433	0.144	0.885	[-2.601, 3.015]
Beta [1]	0.7933	6.319	12.554	3.792	[0.669, 0.917]

Iterasi pada model ini dilakukan lebih banyak daripada estimasi paramter pada model GARCH (1, 2) yaitu sebanyak 17 kali dalam kondisi data berditribusi normal. Seluruh parameter yang ada pada model GARCH (1, 3) mengalami signifikansi hal ini terlihat dimana p>|t|. Nilai koefisien Beta [1] dan Beta [2] sudah bernilai 0. Sehingga model GARCH yang didapatkan dari model residual ARIMA adalah model GARCH (1, 2). Model peramalan akan dikombinasikan dengan hasil estimasi data linier oleh model ARIMA dan non linier model GARCH. Kombinasi kedua model yaitu ARIMA (0, 1, 1)-GARCH (1, 2).

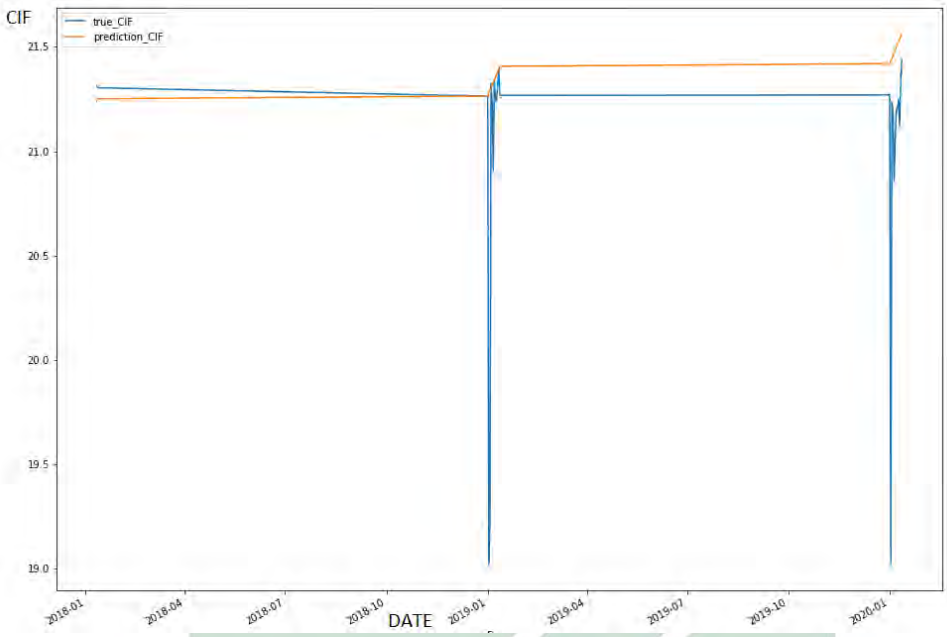
Tabel 4. 16 Estimasi Parameter ARIMA-GARCH Percobaan 2

	Coef	**Std Error**	**T**	**p>|t|**	**95.0% Conf. Int.**
Omega	0.2001	5.866	3.411	6.461	[8.515, 0.315]
Alpha [1]	0.7942	0.432	1.837	6.617	[-5.303, 1.641]
Beta [1]	0.000	1.467e-03	0.000	1.000	[-2.87,2.875
Beta [2]	0.000	1.022e-03	0.000	1.000	[-2.003,2.003]

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b. Hasil Peramalan

Setelah melalukan tahapan untuk membuat model ARIMA-GARCH dan telah menemukan model ARIMA-GARCH yang terbaik, maka langkah selanjutnya adalah membuat peramalan untuk model ARIMA-GARCH tersebut. Plot peramalan model ARIMA-GARCH yang telah dibuat, ditunjukkan oleh Gambar 4.7 dan Tabel 4.16. Pada Gambar 4.7 garis orange mewakili nilai prediksi sedangkan garis biru mewakili nilai data yang sebenarnya. Pada hasil prediksi di Tabel 4.16 pengukuran tingkat error mengenai selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi akan dihitung menggunakan MAPE dan MSE.



Gambar 4. 7 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH

Tabel 4. 17 Nilai Hasil Peramalan ARIMA-GARCH

CIF	Nilai Sebenarnya	Nilai Peramalan
2020-01-12	2.0447	2.3673
2020-01-11	1.8424	2.3369
2020-01-10	1.4880	2.3068
2020-01-09	1.6889	2.2772
2020-01-08	1.6078	2.2479
2020-01-07	1.6212	2.2191
2020-01-06	1.4004	2.1905

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4. 18 Hasil Peramalan ARIMA-GARCH lanjutan

2020-01-05	1.1413	2.1624
2020-01-04	1.6107	2.1346
2020-01-03	1.6672	2.1072
2020-01-02	1.8249	2.0801
2020-01-01	1.7270	2.0534

4.4.2 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH (Tuning parameter)

a. Identifikasi dan Estimasi Model

Dalam estimasi model GARCH digunakan paramater p dan q dengan order model AUTOARIMA. Residual data dari model AUTOARIMA diuji menggunakan ARCH model untuk membangun kemungkinan suatu model GARCH dengan iterasi. Iterasi pada model AUTOARIMA GARCH dilakukan sebanyak 17 kali. Parameter yang mengalami signifikansi adalah Beta [2] sedangkan parameter yang lainnya tidak mengalami signifikansi. Karena pada model AUTOARIMA iterasi order model dilakukan secara otomatis maka estimasi parameter tidak bisa dilakukan, sehingga diperlukan pengurangan order atau menyesuaikan parameter yang signifikan ke order, yang menghasilkan model GARCH (0, 2). Model peramalan akan dikombinasikan dengan hasil estimasi data linier oleh model AUTOARIMA dan non linier model GARCH. Kombinasi kedua model yaitu AUTOARIMA (1, 1, 2)-GARCH (0, 2).

Tabel 4. 19 Estimasi Parameter AUTOARIMA-GARCH

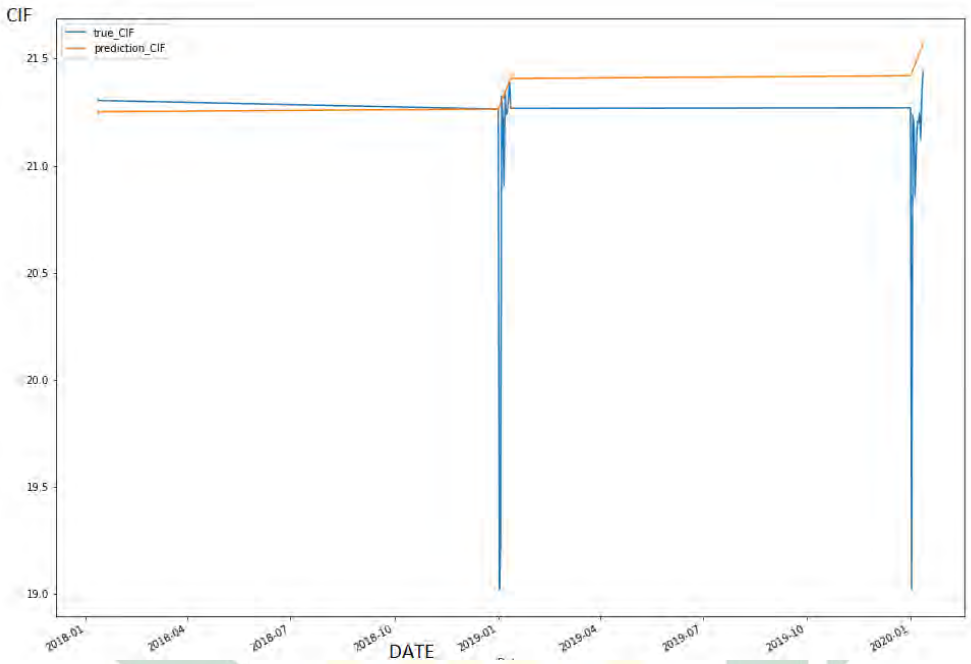
	Coef	**Std Error**	**T**	**p>|t|**	**95.0% Conf. Int.**
Omega	0.0578	7.336	0.788	0.431	[-8.599, 0.202]
Alpha [1]	0.0705	0.111	0.637	0.524	[-0.147, 0.288]
Beta [1]	0.1387	0.178	0.772	0.440	[-0.212, 0.488]
Beta [2]	0.5115	0.126	4.070	4.697	[0.265, 0.758]

b. Hasil Peramalan

Setelah melalukan tahapan untuk membuat model AUTOARIMA-GARCH dan telah menemukan model AUTORIMA-GARCH yang terbaik, maka langkah selanjutnya adalah membuat peramalan untuk model AUTORIMA-GARCH tersebut.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Plot peramalan model AUTORIMA-GARCH yang telah dibuat, ditunjukkan oleh Gambar 4.8. dan Tabel 4.18. Pada Gambar 4.8 garis orange mewakili nilai prediksi sedangkan garis biru mewakili nilai data yang sebenarnya. Pada hasil prediksi di Tabel 4.18 pengukuran tingkat error mengenai selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi akan dihitung menggunakan MAPE dan MSE.



Gambar 4. 8 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH

Tabel 4. 20 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH

CIF	Nilai Sebenarnya	Nilai Peramalan
2020-01-12	1.0447	2.1006
2020-01-11	1.8424	2.0747
2020-01-10	1.4880	2.0491
2020-01-09	1.6889	2.0238
2020-01-08	1.6078	1.9988
2020-01-07	1.6212	1.9741
2020-01-06	1.4004	1.9497
2020-01-05	1.1413	1.9256
2020-01-04	1.6107	1.9019
2020-01-03	1.6672	1.8784

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4. 21 Hasil Peramalan AUTOARIMA-GARCH lanjutan

2020-01-02	1.8249	1.8552
2020-01-01	1.7270	1.8323

4.5 Evaluasi Model

Dalam melakukan evaluasi pada penelitian ini dilakukan empat skenario pengujian. Masing-masing skenario pengujian diukur menggunakan MAPE dan MSE.

4.5.1 Evaluasi Model ARIMA tanpa Tuning Parameter

Skenario pertama adalah mengukur hasil peramalan ARIMA tanpa tuning parameter dengan MAPE dan MSE. Model terbaik yang dipilih dalam peramalan ARIMA tanpa tuning paramater adalah model ARIMA (0, 1, 1). Model tersebut diolah kembali ke dalam tahapan *cross validation* dengan setiap percobaan *cross validation* dengan training awal 50 dan menaikkan 10 di setiap *fold*nya. Proses tersebut menghasilkan nilai AIC yang baru berdasarkan *fold* yang diterapkan dan didapatkan hasil bahwa nilai AIC terbaik diperoleh oleh *fold* ke 5 dengan nilai AIC sebesar 350.326.

Tabel 4. 22 AIC ARIMA tanpa Tuning Parameter

***Fold* 1**	***Fold* 2**	***Fold* 3**	***Fold* 4**	***Fold* 5**
390.704	387.688	380.422	351.674	**350.326**

Sedangkan untuk pengukuran tingkat error dengan MAPE terbaik didapatkan pada *fold* 1 dan MSE terbaik didapatkan *fold* 2 yaitu masing-masing dengan skor sebesar 0.0130 dan 0.3097.

Tabel 4. 23 Hasil MAPE dan MSE ARIMA

Fold	**MAPE**	**MSE**	**Interpretasi**
Fold 1	**0.0130**	0.3233	Baik
Fold 2	0.0197	**0.3097**	Baik
Fold 3	0.0503	1.494	Baik
Fold 4	0.0255	0.7515	Baik
Fold 5	0.0224	0.6584	Baik

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.5.2 Evaluasi Model ARIMA dengan Tuning Parameter

Skenario pertama adalah mengukur hasil peramalan ARIMA dengan tuning parameter atau AUTOARIMA dengan MAPE dan MSE. Pada model AUTOARIMA setiap *fold* menghasilkan model dan nilai AIC berbeda, namun untuk model pada *fold* ke-1 dan ke-5 menghasilkan model yang sama. Berdasarkan nilai AIC yang paling kecil diperoleh oleh model AUTOARIMA (1, 1, 2) pada *fold* ke-5 yaitu dengan AIC sebesar 305.607.

Tabel 4. 24 AIC ARIMA dengan Tuning Parameter

***Fold* 1**	***Fold* 2**	***Fold* 3**	***Fold* 4**	***Fold* 5**
336.180	334.311	331.617	306.404	**305.607**

Sedangkan untuk pengukuran tingkat error dengan MAPE terbaik didapatkan pada *fold* 1 dan MSE terbaik didapatkan *fold* 2 yaitu masing-masing dengan skor sebesar 0.0132 dan 0.2817.

Tabel 4. 25 Hasil MAPE AUTOARIMA

Fold	**MAPE**	**MSE**	**Interpretasi**
Fold 1	**0.0132**	0.316	Baik
Fold 2	0.0163	**0.2817**	Baik
Fold 3	0.0212	0.3134	Baik
Fold 4	0.0221	0.6729	Baik
Fold 5	0.0190	0.5713	Baik

4.5.3 Evaluasi Model ARIMA-GARCH tanpa Tuning Parameter

Skenario pertama adalah mengukur hasil peramalan ARIMA-GARCH tanpa tuning parameter dengan MAPE dan MSE. Model terbaik yang dipilih dalam peramalan ARIMA-GARCH tanpa tuning paramater adalah model ARIMA (0, 1, 1)-GARCH (1, 2). Model tersebut diolah kembali ke dalam tahapan *cross validation* dengan setiap percobaan *cross validation* dengan training awal 50 dan menaikkan 10 di setiap *fold*nya. Proses tersebut menghasilkan nilai AIC yang baru berdasarkan *fold* yang diterapkan dan didapatkan hasil bahwa nilai AIC terbaik diperoleh oleh *fold* ke 5 dengan nilai AIC sebesar 383.837.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4. 26 AIC ARIMA-GARCH tanpa Tuning Parameter

***Fold* 1**	***Fold* 2**	***Fold* 3**	***Fold* 4**	***Fold* 5**
424.665	419.343	402.039	386.202	**383.827**

Sedangkan untuk pengukuran tingkat error dengan MAPE terbaik didapatkan oleh *fold* 1 dan MSE terbaik didapatkan oleh *fold* 2 yaitu masing-masing dengan skor sebesar 0.0133 dan 0.3165.

Tabel 4. 27 Hasil MAPE dan MSE ARIMA-GARCH

Fold	**MAPE**	**MSE**	**Interpretasi**
Fold 1	**0.0133**	0.3196	Baik
Fold 2	0.0203	**0.3165**	Baik
Fold 3	0.0517	1.215	Baik
Fold 4	0.0245	0.7299	Baik
Fold 5	0.0215	0.6385	Baik

4.5.4 Evaluasi Model ARIMA-GARCH dengan Tuning Parameter

Skenario pertama adalah mengukur hasil peramalan ARIMA-GARCH dengan tuning parameter atau AUTOARIMA dengan MAPE dan MSE. Masing-masing model menggunakan *cross validation* dengan *training* awal 50 dan menaikkan 10 di setiap *fold*nya. Pada model AUTOARIMA berdasarkan nilai AIC yang paling kecil diperoleh oleh model AUTOARIMA (1, 1, 2)-GARCH (0, 2) dengan skenario *cross validation* pada *fold* ke 5 yaitu dengan AIC sebesar 355.394.

Tabel 4. 28 AIC Model AUTOARIMA-GARCH dengan Tuning Parameter

***Fold* 1**	***Fold* 2**	***Fold* 3**	***Fold* 4**	***Fold* 5**
390.644	388.599	385.311	355.870	**355.394**

Sedangkan untuk pengukuran tingkat error dengan MAPE dan MSE terbaik didapatkan oleh *fold* 1 dan *fold 2* yaitu masing-masing dengan skor sebesar 0.0132 dan 0.2817.

Tabel 4. 29 Hasil Mape AUTOARIMA-GARCH

Fold	**MAPE**	**MSE**	**Interpretasi**
Fold 1	**0.0132**	0.3163	Baik

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Fold 2	0.0163	**0.2817**	Baik
Fold 3	0.0212	0.3134	Baik
Fold 4	0.0220	0.6695	Baik
Fold 5	0.0189	0.5683	Baik

4.6 Interpretasi Hasil

Pada penelitian ini data yang digunakan hingga pada tahapan *windowing* merupakan data asli yang terdiri dari variabel CIF dan *Date* dengan data sebanyak 276 data. Data yang digunakan mulai tahap pemodelan dengan semua model adalah data yang telah stationer atau data telah melalui proses *differencing* menggunakan *log tranformation* seperti pada Bab 4.3.1. Peramalan menggunakan model ARIMA, AUTOARIMA, ARIMA-GARCH dan AUTOARIMA-GARCH yang didasarkan pada empat skenario yang telah dilakukan menghasilkan tingkat error mean MAPE dan MSE yang berbeda yang dirangkum dalam tabel dibawah ini :

Tabel 4. 30 Hasil Mean MAPE dan Mean MSE

Model	Mean MAPE	Interpretasi	Mean MSE	Interpretasi
ARIMA	0.0262	Baik	0.6385	Baik
AUTOARIMA	0.0184	Baik	0.4312	Baik
ARIMA-GARCH	0.0263	Baik	0.0644	Baik
AUTOARIMA-GARCH	**0.0183**	Baik	**0.4302**	Baik

Hasil mean MAPE dan MSE pada model AUTOARIMA-GARCH lebih baik dibanding model ARIMA-GARCH. Pada hasil sebelumnya, model AUTOARIMA-GARCH terbukti lebih baik dibanding model AUTOARIMA. Sedangkan pada skenario tanpa tuning parameter model ARIMA-GARCH lebih buruk dari model ARIMA.

Pada model AUTOARIMA-GARCH, residual pada model AUTOARIMA diolah kembali secara otomatis tanpa menginputkan nilai p dan q secara manual seperti yang dilakukan pada model ARIMA-GARCH. Sehingga pengaruh GARCH pada model dengan skenario tuning parameter lebih baik dibanding dengan model tanpa tuning

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

parameter meskipun tidak signifikan dengan tingkat error pada MAPE dan MSE yang masing-masing sebesar turun 0.001%.

4.7 Diskusi Relevansi

Hasil dari penelitian membuktikan bahwa model GARCH memberikan pengaruh bagi penurunan tingkat error model ARIMA baik tanpa tuning parameter maupun dengan tuning parameter atau AUTOARIMA seperti yang telah dialami oleh bebarapa penelitian sebelumnya. Hal ini mengartikan bahwa model GARCH tepat diterapkan sebagai model tambahan dalam menangai volatilitas pada data yang mengalami siklus keuangan (Li et al., 2020) dan pada penelitian ini model GARCH juga diasumsikan sebagai model untuk mengatasi data non linier. Namun peningkatan tersebut tidak signifikan dimana tingkat error MAPE dan MSE hanya turun sebesar 0.001% saja.

Pada penelitian ini proses pre-processing berbeda dari penelitian sebelumnya yang dirangkum dalam tinjauan pustaka, dimana sebelum tahap peramalan pada penelitian ini, data terlebih dahulu diolah menggunakan *interpolate* untuk mengatasi *missing value* dan windowing. *Missing value* yang dialami oleh data pada penelitian ini mulai terjadi pada tahun 2008 di setiap bulan Desember saja, hal ini mempengaruhi proses peramalan karena data *time series* harus runtut waktu sehingga dilakukan *interpolate* untuk mengatasinya, sedangkan *windowing* digunakan untuk menentukan data input dan output pada peramalan.

Proses tambahan pada tahapan *pre-processing* tersebut menghasilkan data dengan kondisi yang lebih baik sebelum dilakukan peramalan. Model AUTOARIMA yang merupakan model ARIMA dengan tuning parameter menghasilkan model yang lebih stabil dengan tingkat error yang lebih kecil dibanding model ARIMA tanpa tuning parameter. Faktor signifikansi rendah yang diberikan oleh model GARCH pada penelitian disebabkan bahwa kondisi data setelah mengalami *pre-processing data* menjadi lebih baik, sehingga kondisi non linier data sebenarnya telah diatasi oleh model ARIMA sendiri, baik tanpa tuning parameter maupun dengan AUTOARIMA (tuning parameter) namun model dengan AUTOARIMA menghasilkan tingkat error yang jauh lebih kecil dibanding model ARIMA tanpa tuning parameter dengan selisih 0.008%, residual pada model AUTOARIMA diolah kembali secara otomatis tanpa menginputkan nilai p dan q secara manual.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V
KESIMPULAN

Pada bab ini memaparkan mengenai kesimpulan dari alur penelitian yang dilakukan berdasarkan hasil yang didapatkan serta saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian di masa mendatang yang lebih baik lagi.

5.1 Kesimpulan

1. Model peramalan ARIMA-GARCH dapat diterapkan untuk peramalan nilai data impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik namun dengan tuning parameter untuk menghasilkan tingkat error yang lebih kecil, meskipun pengaruh penambahan model GARCH tidak signifikan yaitu dengan tingkat error yang turun hanya 0.001%
2. Hasil peramalan nilai data impor pada sektor alat telekomunikasi dan elektronik menggunakan model AUTORIMA-GARCH mendapatkan skor MAPE dan MSE masing-masing dengan skor sebesar 0.0263 dan 0.4302 dengan interpretasi hasil peramalan baik. Sehingga peramalan yang dilakukan dapat menjadi bahan acuan untuk merumuskan kebijakan serta pengambilan keputusan terkait kegiatan ekspor dan impor.
3. Tahapan *pre-processing* pada penelitian ini yaitu dengan menggunakan *interpolate* dan windowing menghasilkan kondisi data yang lebih baik bahkan sebelum dilakukan tahapan menggunakan model peramalan ARIMA dan GARCH. Sehingga kondisi non linier data telah diatasi oleh model ARIMA sendiri baik dengan tuning paramater maupun tanpa tuning paramater.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil pada penelitian ini, saran yang penulis dapat sampaikan untuk kepentingan penelitian lebih lanjut adalah sebagai berikut :

1. Data dengan deret waktu selalu mengalami perubahan signifikan yang terkadang tidak terduga pada setiap waktunya sehingga memerlukan tambahan pada proses *pre analyzing* seperti ekstarksi fitur agar data memiliki konsdisi yang lebih baik sebelum data harus memenuhi asumsi stationer.
2. Model ARIMA-GARCH yang tidak memenuhi asumsi kriteria model dapat Penelitian selanjutnya yang serupa dapat menggunakan bentuk model dari

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pengembangan model GARCH seperti IGARCH, EGARCH, TGARCH dan jenis model GARCH lain yang lebih kompleks.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Ahmad, M.H., Ping, P.Y., Yaziz, S.R., Miswan, N.H., 2015. Forecasting Malaysian gold using a hybrid of ARIMA and GJR-GARCH models. Appl. Math. Sci. 9, 1491–1501. https://doi.org/10.12988/ams.2015.5124

Ahmad, N.H., Firmansyah, E.A., 2018. SUATU TINJAUAN ATAS PROSEDUR PENERIMAAN BARANG IMPOR DARI PELABUHAN MUAT DENGAN STATUS PETI KEMAS FULL CONTAINER LOAD (FCL). JMBI UNSRAT J. Ilm. Manaj. Bisnis Dan Inov. Univ. Sam Ratulangi 5. https://doi.org/10.35794/jmbi.v5i1.19148

Alam, T., 2019. Forecasting exports and imports through artificial neural network and autoregressive integrated moving average. Decis. Sci. Lett. 8, 249–260.

Ala'raj, M., Majdalawieh, M., Nizamuddin, N., 2021. Modeling and forecasting of COVID-19 using a hybrid dynamic model based on SEIRD with ARIMA corrections. Infect. Dis. Model. 6, 98–111. https://doi.org/10.1016/j.idm.2020.11.007

Arsi, P., Rakhmawati, D., 2018. Transformasi Data pada Data Prediksi Nilai Tukar Rupiah 4.

Atmadji, E., 2004. ANALISIS IMPOR INDONESIA 9, 14.

Bengio, Y., Buhman, J.M., Embrechts, M., Zurada, M., 2000. Introduction to the special issue on neural networks for data mining and knowledge discovery. IEEE Trans. Neural Netw. 11, 545–549. https://doi.org/10.1109/TNN.2000.846723

Box, G., 2013. Box and Jenkins: Time Series Analysis, Forecasting and Control, in: A Very British Affair. Palgrave Macmillan UK, London, pp. 161–215. https://doi.org/10.1057/9781137291264_6

BPS, 2021. Buletin Statistik Pedagangan Impro Luar Negeri Impor Desember 2020. Badan Pusat Statistik, Jakarta.

Buitinck, L., Louppe, G., Blondel, M., Pedregosa, F., Mueller, A., Grisel, O., Niculae, V., Prettenhofer, P., Gramfort, A., Grobler, J., 2013. API design for machine learning software: experiences from the scikit-learn project. ArXiv Prepr. ArXiv13090238.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Chatfield, C., 2001. Prediction Intervals for Time-Series Forecasting, in: Armstrong, J.S. (Ed.), Principles of Forecasting, International Series in Operations Research & Management Science. Springer US, Boston, MA, pp. 475–494. https://doi.org/10.1007/978-0-306-47630-3_21

Cynthia, A., Sugiman, S., Zaenuri, Z., 2016. Analisis Perbandingan Menggunakan ARIMA dan Bootstrap pada Peramalan Nilai Ekspor Indonesia. UNNES J. Math. 5, 31–38.

Deo, R.C., Tiwari, M.K., Adamowski, J.F., Quilty, J.M., 2017. Forecasting effective drought index using a wavelet extreme learning machine (W-ELM) model. Stoch. Environ. Res. Risk Assess. 31, 1211–1240. https://doi.org/10.1007/s00477-016-1265-z

Dheviani, S., Hendikawati, P., 2018. PERAMALAN BANYAKNYA PENUMPANG DI BANDAR UDARA INTERNASIONAL AHMAD YANI SEMARANG DENGAN MEMPERTIMBANGKAN SPECIAL EVENT 11.

Dritsaki, C., 2018. The performance of hybrid ARIMA-GARCH modeling and forecasting oil price.

Elvierayani, R.R., 2017. Peramalan Nilai Tukar (Kurs) Rupiah Terhadap Dolar Tahun 2017 dengan Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins 9.

Exportir, M., 2017. 10+ Negara ini, Indonesia Paling Banyak Impor Barang.

Faisal, S.M., 2021. Overview of the ARIMA Model Average Crude Oil Price Forecast and its Implications on the Indian Economy Post-Liberalization. Int. J. Multidiscip. Appl. Bus. Educ. Res. 2, 182–191.

Farina, F., Husaini, A., 2017. PENGARUH DAMPAK PERKEMBANGAN TINGKAT EKSPOR DAN IMPOR TERHADAP NILAI TUKAR NEGARA ASEAN PER DOLLAR AMERIKA SERIKAT 7.

Fatkhurrozi, B., Muslim, M.A., Santoso, D.R., 2012. Penggunaan Artificial Neuro Fuzzy Inference Sistem (ANFIS) dalam Penentuan Status Aktivitas Gunung Merapi. J. EECCIS 6, 113–118.

Faustina, R.S., Agoestanto, A., Hendikawati, P., 2017. MODEL HYBRID ARIMA-GARCH UNTUK ESTIMASI VOLATILITAS HARGA EMAS MENGGUNAKAN SOFTWARE R 14.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Fürnkranz, J., 1998. Integrative windowing. J. Artif. Intell. Res. 8, 129–164.

Goodwin, P., Wright, G., 1993. Improving judgmental time series forecasting: A review of the guidance provided by research. Int. J. Forecast. 9, 147–161. https://doi.org/10.1016/0169-2070(93)90001-4

Gujarati, D., 2003. Ekonometrika Dasar. Zain dan Sumarno [Penerjemah]. Jakarta: Penerbit Erlangga.

Hasoloan, J., 2013. PERANAN PERDAGANGAN INTERNASIONAL DALAM PRODUKTIFITAS DAN PEREKONOMIAN 11.

Hatidja, D., 2011a. Penerapan Model Arima Untuk Memprediksi Harga Saham PT. Telkom Tbk. J. Ilm. Sains 11, 116–123.

Hatidja, D., 2011b. Penerapan Model Arima Untuk Memprediksi Harga Saham PT. Telkom Tbk. J. Ilm. Sains 11, 116–123.

Heaton, J., 2008. Introduction to Neural Networks for C#, WordsRU. com Ed. Heaton Res. Inc St Louis 2nd Ed. Pap. Oct.

Huang, Y., Dai, X., Wang, Q., Zhou, D., 2021. A hybrid model for carbon price forecasting using GARCH and long short-term memory network. Appl. Energy 285, 116485.

Hulu, S., 2020. Analisis Kinerja Metode Cross Validation dan K-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Data.

Hutasuhut, A.H., Anggraeni, W., Tyasnurita, R., Hakim, J.A.R., 2014. Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Di CV. Asia 3, 6.

iPrice, DetikInet, 2020. Tren Belanja Online Selama Pandemi COVID-19 di Indonesia.

Li, T., Zhong, J., Huang, Z., 2020a. Potential dependence of financial cycles between emerging and developed countries: Based on ARIMA-GARCH Copula model. Emerg. Mark. Finance Trade 56, 1237–1250.

Li, T., Zhong, J., Huang, Z., 2020b. Potential dependence of financial cycles between emerging and developed countries: Based on ARIMA-GARCH Copula model. Emerg. Mark. Finance Trade 56, 1237–1250.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Limón, X., Guerra-Hernández, A., Cruz-Ramírez, N., Acosta-Mesa, H.-G., Grimaldo, F., 2017. A windowing strategy for distributed data mining optimized through GPUs. Pattern Recognit. Lett. 93, 23–30.

Matthias, S., 2019. A comparison of machine learning model validation schemes for non-stationary time series data PDF Logo. FAU Discussion Papers in Economics No. 11/2019.

Moffat, I.U., Akpan, A.E.A., 2020. ROBUSTIFYING FORECAST PERFORMANCE THROUGH HYBRIDIZED ARIMAGARCH-TYPE MODELING IN A DISCRETE-TIME STOCHASTIC SERIES. Int. J. Anal. Appl. 18. https://doi.org/10.28924/2291-8639-18-2020-559

Nyoni, T., 2018. MODELING AND FORECASTING INFLATION IN KENYA: RECENT INSIGHTS FROM ARIMA AND GARCH ANALYSIS 5, 26.

Pasokawati, T., Darsyah, M.Y., 2018. ANALISIS PERAMALAN MENGGUNAKAN PEMULUSAN WINTER DAN ARIMA PADA INDEKS HARGA PERDANGANGAN BESAR INDONESIA KELOMPOK KOMODITI PERTANIAN TAHUN 2016 – 2017 1, 14.

Perpu RI Nomor 29, 2017.

Peter, Ď., Silvia, P., 2012. ARIMA vs. ARIMAX–which approach is better to analyze and forecast macroeconomic time series, in: Proceedings of 30th International Conference Mathematical Methods in Economics. pp. 136–140.

Pitaloka, R.A., Sugito, S., Rahmawati, R., 2019. PERBANDINGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS DENGAN ARIMA ENSEMBLE PADA PERAMALAN NILAI IMPOR PROVINSI JAWA TENGAH. J. Gaussian 8, 194–207. https://doi.org/10.14710/j.gauss.v8i2.26648

Purba, A., 2015. PERANCANGAN APLIKASI PERAMALAN JUMLAH CALON MAHASISWA BARU YANG MENDAFTAR MENGGUNAKAN METODE SINGLE EXPONENTIAL SMOTHING (Studi Kasus : Fakultas Agama Islam UISU) 2, 5.

Purwanti, E.S., Arsinta, Y., Arisanti, N.F.D., Azizah, I.N., 2014. DAMPAK IMPOR TERHADAP INFLASI INDONESIA TRIWULAN I TAHUN 2014 12.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Qonita, A., Pertiwi, A.G., Widiyaningtyas, T., 2017. Prediction of rupiah against US dollar by using ARIMA, in: 2017 4th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI). Presented at the 2017 4th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI), IEEE, Yogyakarta, pp. 1–5. https://doi.org/10.1109/EECSI.2017.8239205

Rachman, R., 2018. Penerapan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing pada Peramalan Produksi Industri Garment 10.

Rahmadhika, M.K., Thantawi, A.M., 2021. Rancang Bangun Aplikasi Face Recognition Pada Pendekatan CRM Menggunakan Opencv Dan Algoritma Haarcascade 5, 10.

Raval, K.M., 2012. Data Mining Techniques. Int. J. Adv. Res. Comput. Sci. Softw. Eng. 2. https://doi.org/10.1.1.898.6657

Ryu, K., Sanchez, A., 2003. The Evaluation of Forecasting Methods at an Institutional Foodservice Dining Facility. J. Hosp. Financ. Manag. 11, 27–45. https://doi.org/10.1080/10913211.2003.10653769

S, R., Rolyadely, R., 2012. Prediksi Pemakaian Listrik Dengan Pendekatan Back Propagation. Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. Dan Sist. Inf. 3.

Sabaruddin, S.S., 2015. Dampak Perdagangan Internasional Indonesia terhadap Kesejahteraan Masyarakat: Aplikasi Structural Path Analysis. Bul. Ekon. Monet. Dan Perbank. 17, 433–456. https://doi.org/10.21098/bemp.v17i4.505

Salomo, R., 2007. PERANAN PERDAGANGAN INTERNASIONAL SEBAGAI SALAH SATU SUMBER PERTUMBUHAN EKONOMI INDONESIA 10.

Setiawati, I., Ardiansyah, Taufikurohman, R., 2021. Price volatility of staple food using ARCH-GARCH model. IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci. 653, 012146. https://doi.org/10.1088/1755-1315/653/1/012146

Sina, D.R., KUSRORONG, N.K.S.B., Rumlaklak, N.D., 2019. Kajian Machine Learning Dengan Komparasi Klasifikasi Prediksi Dataset Tenaga Kerja Non-Aktif. J. Komput. Dan Inform. 7, 37–49.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Stevenson, S., 2007. A comparison of the forecasting ability of ARIMA models. J. Prop. Invest. Finance 25, 223–240. https://doi.org/10.1108/14635780710746902

Sumiran, K., 2018. An Overview of Data Mining Techniques and Their Application in Industrial Engineering 2, 7.

Tiro, H.M.A., 2006. Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi. Andira Publisher, Makassar.

UU Republik Indonesia, 2006. UU Kepabeanan Nomor 17.

Wagenmakers, E.-J., Farrell, S., 2004. AIC model selection using Akaike weights. Psychon. Bull. Rev. 11, 192–196.

Wang, C.-C., 2011. A comparison study between fuzzy time series model and ARIMA model for forecasting Taiwan export. Expert Syst. Appl. 38, 9296–9304. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.015

Wang, X., Luo, D., Zhao, X., Sun, Z., 2018. Estimates of energy consumption in China using a self-adaptive multi-verse optimizer-based support vector machine with rolling cross-validation. Energy 152, 539–548. https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.03.120

Wei, W.W., 2018. Multivariate time series analysis and applications. John Wiley & Sons.

Wijaya, J.H., Nugraha, N.M., 2020. PERAMALAN KINERJA PERUSAHAAN PERBANKAN TAHUN 2017 YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA DENGAN METODE ARCH-GARCH. BISMA J. Bisnis Dan Manaj. 14, 101. https://doi.org/10.19184/bisma.v14i2.17512

Willmott, C.J., Matsuura, K., 2005. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. Clim. Res. 30, 79–82.

Winarno, W.W., 2017. Analisis ekonometrika dan statistika dengan eviews.

Wiyanti, D., Pulungan, R., 2012. PERAMALAN DERET WAKTU MENGGUNAKAN MODEL FUNGSI BASIS RADIAL (RBF) DAN AUTO REGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) 8.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Xing, D.-Z., Li, H.-F., Li, J.-C., Long, C., 2020. Forecasting price of financial market crash via a new nonlinear potential GARCH model. Phys. Stat. Mech. Its Appl. 566, 125649.

Yao, R., Zhang, W., Zhang, L., 2020. Hybrid Methods for Short-Term Traffic Flow Prediction Based on ARIMA-GARCH Model and Wavelet Neural Network. J. Transp. Eng. Part Syst. 146, 04020086. https://doi.org/10.1061/JTEPBS.0000388

Zhang, G.P., 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing 50, 159–175. https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id