

**PERBANDINGAN METODE PENANGANAN DATA HILANG DAN
PERAMALAN HARGA TELUR AYAM RAS DENGAN
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE
(Studi kasus : Kabupaten/Kota Bogor)**

SKRIPSI

Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana pada
Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Pakuan

Oleh:

SHELLY SELGIANT DION

064120015



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS PAKUAN
BOGOR
2024**

Bismillahirrahmanirrahim

Atas rasa syukur kepada Sang Pencipta dengan segala rahmat dan karunia-Nya. Penuh rasa bangga dengan segala kerendahan hati, skripsi ini dipersembahkan kepada orang-orang bermakna.

Kepada Mamahku, Giyanti Budiastuti, S.Pd. Terimakasih atas segala pelajaran hidup yang kau hadirkan. Terimakasih atas keridhoanmu serta dukunganmu yang terus meyakinkan bahwa saya adalah anak yang tangguh. Kepada Mamah & Suami yang telah memberikan dukungan secara materil.

Kepada Papahku, Dedi Suryaman. Terimakasih karena telah mengajarkan makna hidup dengan mengandalkan diri sendiri.

Kepada Ibu Dr. Embay Rohaeti, M.Si dan Ibu Maya Widyastiti, M.Si selaku pembimbing tugas akhir. Terimakasih atas segala bentuk bimbingan, bantuan, serta dorongannya hingga penyusunan skripsi ini selesai. Terimakasih telah membantu mewujudkan impian Ibuku.

Kepada teman seperjuangan Sekar Miasih, Parisma Natalie Siregar, Kurnia 'aeni, serta lainnya yang tidak dapat disebutkan. Terimakasih atas perjuangan yang telah dilakukan sejauh ini. Selamat atas segala bentuk pencapaian yang diraih. Tetaplah berkembang atas apapun yang telah terlalui.

Kepada diriku sendiri. SHELLY SELGIANT DION. Terimakasih telah tetap hidup. Terimakasih atas segala bentuk upaya dalam melanjutkan kehidupan meskipun dengan penghakiman yang telah diterima. Gagal dalam pendidikan tapi tidak untuk gagal dalam kehidupan.

Kepada seluruh pihak yang tidak bisa disebutkan seluruhnya. Terimakasih atas doa, motivasi, serta dukungannya.

Semoga karya ini dapat bermanfaat bagi pembaca dan dapat menginspirasi pembaca untuk menemukan penelitian yang baru dan inovatif.

Aamiin

HALAMAN PENGESAHAN

NAMA : SHELLY SELGIANT DION
NPM : 064120015
JUDUL : Perbandingan Metode Penanganan Data Hilang Dan Peramalan
Harga Telur Ayam dengan *Autoregressive Integrate Moving Average*

Bogor, 29 Juli 2024

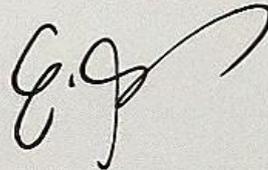
Menyetujui,

Pembimbing Pendamping

Pembimbing Utama



Maya Widyastiti, M.Si.

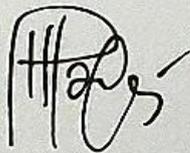


Dr. Embay Rohaeti, M.Si.

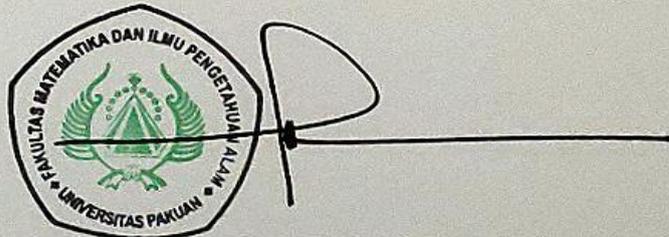
Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika

Dekan FMIPA



Dr. Ir. Fitria Virgantari, M.Si.



The stamp is circular with a green border and contains the text 'FACULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM' and 'UNIVERSITAS PAMULANG'. A handwritten signature is written over the stamp.

Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.

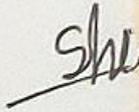
**SURAT PERNYATAAN MENGENAI SKRIPSI DAN SUMBER
INFORMASI SERTA PELIMPAHAN KEKAYAAN INTELEKTUAL DI
UNIVERSITAS PAKUAN**

Nama : SHELLY SELGIANT DION
NPM : 064120015
Judul Skripsi : Perbandingan Metode Penanganan Data Hilang dan Peramalan
Harga Telur Ayam Ras dengan Metode *Autoregressive Integrated
Moving Average* (Studi Kasus: Kabupaten/Kota Bogor)

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi di atas adalah benar karya penulis dengan arahan dari komisi pembimbing dan belum pernah diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi manapun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir skripsi ini.

Dengan ini penulis melimpahkan hak cipta dari karya tulis penulis kepada Universitas Pakuan.

Bogor, Juli 2024




Shelly Selgiant Dion

064120015

RIWAYAT HIDUP



Shelly Selgiant Dion lahir di Wonogiri pada tanggal 5 Oktober 2002. Penulis merupakan anak tunggal dari orang tua yang bernama Dedi Suryaman dan Giyanti Budiastuti, S.Pd. Penulis mengenyam pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 2 Jonggol pada tahun 2017 sampai dengan 2020 di jurusan Ilmu Pengetahuan Sosial. Lalu melanjutkan pendidikan strata satu di Universitas Pakuan Bogor pada Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Selama menempuh pendidikan di Universitas Pakuan, penulis sempat melaksanakan magang di Kantor Pajak Daerah Kelas A Kecamatan Jonggol selama kurang lebih satu bulan.

RINGKASAN

SHELLY SELGIANT DION. Perbandingan Metode Penanganan Data Hilang dan Peramalan Harga Telur Ayam Ras dengan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average*. (Studi Kasus: Kabupaten/Kota Bogor). Dibimbing oleh EMBAY ROHAETI dan MAYA WIDYASTITI.

Fluktuasi harga telur ayam ras dapat berdampak pada menurunnya daya beli masyarakat, sehingga diperlukan suatu bentuk pengendalian harga melalui peramalan. Keberadaan data hilang dalam data harga telur ayam ras dapat mengganggu akurasi hasil peramalan. Secara garis besar penelitian ini dilakukan dengan dua tahapan. Tahapan pertama yaitu penanganan data hilang. Penanganan data hilang dilakukan dengan membandingkan dua metode, yakni metode *linear interpolation* dan metode *simple moving average* (SMA). Tahapan kedua yaitu peramalan dengan metode *autoregressive integrated moving average* (ARIMA). Tujuan dalam penelitian ini yaitu menangani data hilang pada data harga telur ayam ras dengan metode *linear interpolation* dan SMA, mengevaluasi hasil perbandingan metode penanganan data hilang, meramalkan harga telur ayam ras di masa yang akan datang, serta mengevaluasi hasil peramalan. Data yang digunakan yaitu data harian harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor pada periode 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023 sebanyak 1.826 data. Hasil dari perbandingan metode penanganan data hilang diperoleh bahwa metode *linear interpolation* dinyatakan lebih baik dengan nilai akurasi menggunakan *mean absolute percentage error* (MAPE) sebesar 0.005%. Hasil peramalan harga telur ayam ras menunjukkan bahwa hasil peramalan dengan model ARIMA (1,1,3) mengikuti pola data aktual, dengan nilai akurasi MAPE sebesar 0.601% dinyatakan bahwa kinerja peramalan telah berkinerja dengan baik.

Kata kunci: data hilang, peramalan, *linear interpolation*, *simple moving average*, ARIMA

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan usulan penelitian skripsi ini dengan judul **“Perbandingan Metode Penanganan Data Hilang Dan Peramalan Harga Telur Ayam Ras dengan *Autoregressive Integrated Moving Average*”**

Penulis banyak menerima kritik, saran maupun masukan yang membangun dalam usulan penelitian ini. Pada kesempatan ini penulis menyampaikan terimakasih kepada:

1. Dr. Embay Rohaeti, M.Si selaku pembimbing utama.
2. Maya Widyastiti, M.Si selaku pembimbing pendamping.
3. Dr. Ir Fitria Virgantari, M.Si selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Pakuan.
4. Dosen-dosen serta staf Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Pakuan.
5. Orang tua serta pihak-pihak yang selalu memberikan dukungan dan dorongan baik secara moril maupun materil.
6. Rekan-rekan Mahasiswa Matematika Angkatan 2020.
7. Semua pihak yang turut serta membantu yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari dalam usulan penelitian ini terdapat banyak kekurangan, namun besar harapan penelitian ini akan bermanfaat bagi penulis maupun pembaca. Kritik, saran maupun masukan penulis harapkan untuk bahan perbaikan usulan penelitian ini.

Bogor, Juli 2024

Penulis

**SURAT PERNYATAAN MENGENAI SKRIPSI DAN SUMBER
INFORMASI SERTA PELIMPAHAN KEKAYAAN INTELEKTUAL DI
UNIVERSITAS PAKUAN**

Nama : SHELLY SELGIANT DION
NPM : 064120015
Judul Skripsi : Perbandingan Metode Penanganan Data Hilang dan Peramalan
Harga Telur Ayam Ras dengan Metode *Autoregressive Integrated
Moving Average* (Studi Kasus: Kabupaten/Kota Bogor)

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi di atas adalah benar karya penulis dengan arahan dari komisi pembimbing dan belum pernah diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi manapun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir skripsi ini.

Dengan ini penulis melimpahkan hak cipta dari karya tulis penulis kepada Universitas Pakuan.

Bogor, Juli 2024

Shelly Selgiant Dion
064120015

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	ii
RIWAYAT HIDUP	iv
RINGKASAN.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Tujuan.....	3
1.3 Ruang Lingkup	3
1.4 Manfaat.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1 Jenis Data Berdasarkan Waktu	4
2.1.1 Data <i>Cross Section</i> (Penampang).....	4
2.1.2 Data <i>Time Series</i> (Deret waktu).....	4
2.1.3 Data <i>Panel</i> (Longitudinal).....	8
2.2 Data Hilang.....	8
2.2.1 Jenis - Jenis Data Hilang.....	8
2.2.2 Metode Penanganan Data Hilang	10
2.3 Model Peramalan <i>Univariate Time Series</i>	12
2.3.1 <i>Autoregressive</i> (AR).....	12
2.3.2 <i>Moving Average</i> (MA).....	12
2.3.3 <i>Autoregressive Integrate Moving Average</i> (ARIMA).....	13
2.3.4 Langkah-langkah Pemodelan ARIMA.....	14

2.4.4	Evaluasi Model Peramalan	20
BAB III	METODOLOGI PENELITIAN.....	22
3.1	Data.....	22
3.2	Tahapan Penelitian	22
3.2.1	Tahapan Analisis Penanganan Data Hilang	22
3.2.2	Tahapan Peramalan dengan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>	26
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	30
4.1	Tahapan Analisis Penanganan Data Hilang	30
4.1.1	Identifikasi Data Hilang pada Keseluruhan Data.....	30
4.1.2	Penentuan Jenis Data Hilang pada Keseluruhan Data	32
4.1.3	Pembagian Data	34
4.1.4	Identifikasi Jenis Data Hilang pada Data Non Simulasi	36
4.1.5	Penanganan Data Hilang pada Data Simulasi.....	39
4.1.6	Evaluasi Metode Penanganan Data Hilang.....	48
4.1.7	Pemilihan Metode Penanganan Data Hilang Terbaik	49
4.1.8	Penerapan Metode <i>Linear Interpolation</i> pada Data Non-Simulasi.....	49
4.2	Peramalan dengan Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>	52
4.2.1	Eksplorasi Data Lengkap.....	52
4.2.2	Tahapan Peramalan ARIMA	53
4.2.3	Peramalan dengan Model ARIMA Terbaik	59
4.2.4	Evaluasi Hasil Peramalan	60
4.2.5	Peramalan Akhir	62
BAB V	PENUTUP	64
5.1	Kesimpulan.....	64
5.2	Saran.....	64

DAFTAR PUSTAKA.....65

LAMPIRAN.....68

DAFTAR GAMBAR

1	Pola <i>Trend</i>	5
2	Pola <i>Seasonal</i>	5
3	Pola <i>Cyclic</i>	6
4	Pola <i>Random</i>	7
5	Contoh Tabel EACF	18
6	Diagram Alir Penanganan Data Hilang	23
7	Diagram Alir Peramalan dengan ARIMA.....	27
8	Data Harga Telur Ayam Ras (Keseluruhan Data).....	30
9	Presentase Data Hilang pada (Keseluruhan Data).....	31
10	Pembagian Data Harga Telur Ayam	35
11	Presentase Data Hilang pada Data Non Simulasi	38
12	Data Simulasi Lengkap.....	39
13	Data Simulasi Tidak Lengkap	40
14	Presentase Data Hilang Data Simulasi	42
15	Penanganan Data Hilang dengan <i>Linear Interpolation</i>	45
16	Penanganan Data Hilang dengan SMA	47
17	Plot Hasil Penanganan Data Hilang pada Data Non Simulasi.....	52
18	Plot Data <i>Time Series</i>	53
19	Pembagian Data.....	54
20	Pola EACF.....	56
21	Hasil Peramalan ARIMA (1,1,3)	60
22	Pebandingan Hasil Peramalan dengan Data Aktual	61

DAFTAR TABEL

1	Signifikansi MAPE.....	21
2	Perbandingan Data Hilang pada Keseluruhan data	32
3	Hasil Uji Little MCAR dari Keseluruhan Data	33
4	Perbandingan Data Hilang pada Keseluruhan data	36
5	Hasil Uji Little MCAR Data Non Simulasi.....	37
6	Hasil Uji Little MCAR Data Simulasi.....	41
7	Data Harga Telur Ayam (per Kg) Tidak Lengkap.....	43
8	Hasil Penanganan Data Hilang dengan Linear Interpolation.....	44
9	Hasil Penanganan Data Hilang pada Data Simulasi dengan Metode SMA	46
10	Perbandingan Nilai MAPE.....	48
11	Data Harga Telur Ayam (per Kg) Tidak Lengkap.....	50
12	Hasil Penanganan Data Hilang pada Data Non Simulasi	51
13	Uji Kestasioneran	55
14	Pendugaan Parameter	57
15	Hasil Uji White Noise.....	58
16	Hasil Peramalan ARIMA (1,1,3)	59
17	Perbandingan Data Aktual dan Hasil Peramalan	62
18	Hasil Peramalan ARIMA (1,1,3) pada data Test	63

LAMPIRAN

1	Data HargaTtelur Ayam Ras Kabupaten/Kota Bogor.....	68
2	Hasil penanganan data hilang dengan <i>Linear Interpolation</i>	70
3	Hasil Pendugaan Parameter dengan <i>Maximum Likelihood Ratio</i>	73
4	Peramalan Harga Telur Ayam Ras Kabupaten/Kota Bogor	75
5	Tabel <i>Chi Square</i>	76

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Telur ayam ras merupakan salah satu sumber protein hewani yang sangat penting dan menjadi kebutuhan pokok bagi sebagian masyarakat. Harga telur ayam ras di wilayah Kabupaten/Kota Bogor cenderung mengalami perubahan harga yang signifikan. Berdasarkan informasi dari Sistem Informasi Pasar Online Nasional (2024) pada tahun 2019, rata-rata harga telur ayam ras tercatat sebesar Rp.24.091 per kilogram. Pada tahun 2020 rata-rata harga telur ayam ras meningkat menjadi Rp. 24.599 per kilogram, dan pada tahun ini harga telur ayam ras mencapai harga terendah selama lima tahun terakhir yakni sebesar Rp.14.000 per kilogram. Pada tahun 2021 rata-rata harga telur ayam ras turun menjadi Rp.22.515 per kilogram. Pada tahun 2022 rata-rata harga telur ayam ras mengalami kenaikan yang signifikan sebesar Rp. 26.619 per kilogram. Di tahun 2023 rata-rata harga telur ayam ras terus mengalami peningkatan menjadi Rp. 28.400 per kilogram, di tahun ini harga telur ayam ras juga mencapai harga tertinggi sebesar Rp. 32.000 per kilogram.

Harga telur ayam menjadi salah satu komoditas yang memiliki dampak signifikan terhadap perekonomian masyarakat. Fluktuasi harga telur ayam dalam kurun waktu yang panjang akan berdampak pada menurunnya daya beli masyarakat. Oleh karena itu, diperlukan suatu upaya pengendalian harga di masa yang akan datang. Salah satu upaya pengendalian harga di masa yang akan datang ialah dengan melakukan peramalan. Dalam penelitian ini, metode peramalan yang akan digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Metode ARIMA dipilih karena keandalannya dalam menganalisis data deret waktu dan kemampuannya memberikan hasil peramalan yang akurat (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data harga telur ayam di Kabupaten/Kota Bogor periode 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023. Akan tetapi, pada data harga telur ayam tersebut ditemukan permasalahan berupa ketidaklengkapan data. Ketidaklengkapan data dapat mengurangi akurasi peramalan. Hal ini disebabkan karena analisis *time series* sangat sensitif terhadap

waktu (*lag*). Permasalahan data hilang pada penelitian ini, salah satunya terjadi pada September 2019 sampai November 2019. Kondisi tersebut merupakan data hilang dalam periode yang cukup panjang. Selanjutnya, pada tahun-tahun berikutnya masih ditemukan data hilang. Permasalah data hilang tersebut (ketidاكلengkapan data) dapat menurunkan akurasi hasil peramalan, sehingga hal tersebut perlu ditangani dengan tepat (Little & Rubin, 2019). Oleh karena itu, berdasarkan permasalahan tersebut diperlukan metode penanganan data hilang yang tepat (Rubin, 2020).

Beberapa metode penanganan data hilang pada data *univariate time series* diantaranya metode *linear interpolation* dan *simple moving average* (SMA). Metode *linear interpolation* ialah metode yang digunakan untuk memperkirakan nilai data yang hilang berdasarkan tren linear antara dua titik data yang diketahui (Sumertajaya dkk, 2023). Sementara itu, metode SMA ialah metode yang menggunakan nilai rata-rata dari sejumlah data observasi sebelumnya untuk mengisi data yang hilang (Putri & Wardani 2020).

Data hilang pada data penelitian ini merupakan data hilang yang *linear*. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan perbandingan dua metode penanganan data hilang (*linear interpolation* dan SMA). Kinerja kedua metode penanganan data hilang tersebut dievaluasi pada berbagai kondisi data hilang dalam data harga telur ayam ras periode 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023. Hasil perbandingan kedua metode tersebut diperoleh metode penanganan data hilang berkinerja baik. Selanjutnya, metode terbaik digunakan untuk penanganan data hilang data hilang. Hasil penanganan data hilang diperoleh data lengkap. Tahapan setelah diperoleh data lengkap yaitu proses peramalan harga telur ayam ras.

Beberapa penelitian terdahulu terkait penanganan data hilang dengan *linear interpolation* dan peramalan dengan metode ARIMA diantaranya yaitu, Ismail, dkk (2023) melakukan perhitungan data curah hujan yang hilang dengan menggunakan metode *linear interpolation*. Afridar, dkk (2022) menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi harga komoditi bawang merah di Kota Tegal. Daratullaila & Sari, (2023) menerapkan metode ARIMA untuk memprediksi jumlah kejahatan di Indonesia.

Berdasarkan uraian permasalahan dan penelitian terdahulu, maka pada penelitian ini dilakukan penanganan data hilang dan peramalan. Adapun perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu adanya proses perbandingan dua metode penanganan data hilang, sebelum dilakukan proses peramalan. Oleh karena itu, penelitian ini mengambil judul **“Perbandingan Metode Penanganan Data Hilang dan Peramalan Harga Telur Ayam Ras dengan *Autoregressive Integrate Moving Average*”**.

1.2 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini, yaitu :

1. Menangani data hilang dengan metode *Linear Interpolation* dan metode *Simple Moving Average* (SMA).
2. Mengevaluasi hasil perbandingan metode penanganan data hilang dengan metode *Linear Interpolation* dan metode *Simple Moving Average* (SMA).
3. Meramalkan harga telur ayam di Kabupaten/Kota Bogor dengan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average*.
4. Mengevaluasi hasil peramalan harga telur ayam di Kabupaten/Kota Bogor

1.3 Ruang Lingkup

Ruang Lingkup penelitian ini yaitu data harian harga telur ayam ras di Kabupaten Bogor yang dibatasi dalam rentang waktu 1826 hari (1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023). Data ini bersumber dari situs resmi Sistem Informasi Pasar Online Nasional Ternak.

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini yaitu sebagai referensi bagi pembaca yang tertarik untuk meneliti hal yang sama terkait penanganan data hilang dengan data yang berpola linear. Selain itu, referensi bagi instansi pemerintahan dalam pengendalian harga telur ayam ras di Kabupaten/Kota Bogor.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Jenis Data Berdasarkan Waktu

2.1.1 Data *Cross Section* (Penampang)

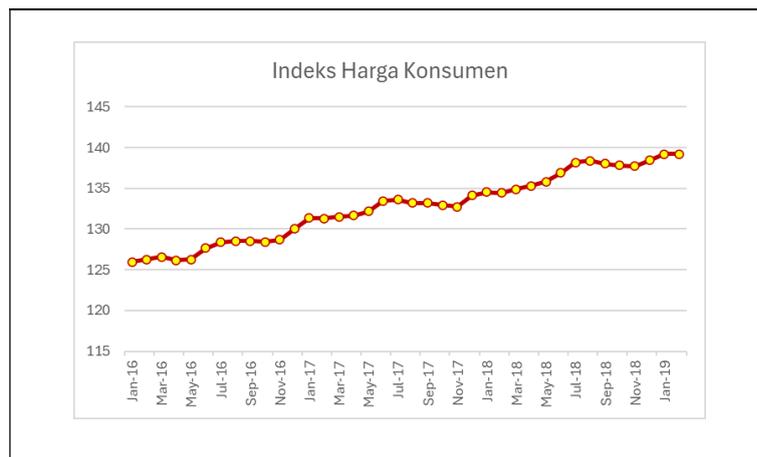
Menurut Usman dkk (2022) data *cross section* adalah kumpulan data yang diambil dari beberapa peubah pada satu titik waktu tertentu. Data *cross section* memberikan gambaran tentang berbagai peubah pada periode waktu yang sama. Hal ini memungkinkan untuk dapat membandingkan kondisi peubah pengamatan dalam kondisi yang seragam. Data *cross section* biasanya digunakan untuk studi perbandingan dan pengujian hipotesis tentang perbedaan kelompok pada periode waktu tertentu. Kelemahan dari data *cross section* ialah tidak dapat memberikan informasi tentang perubahan atau tren dari waktu ke waktu.

2.1.2 Data *Time Series* (Deret waktu)

Data *time series* adalah kumpulan data dari satu peubah yang diambil pada interval waktu yang konsisten (Usman dkk 2022). Data *time series* membantu menganalisis pola perubahan dari peubah pengamatan seiring berjalannya waktu. Biasanya data ini dikumpulkan pada interval waktu yang konsisten seperti harian, mingguan, bulanan, hingga tahunan (Wei, 2019). Kumpulan data ini akan membentuk pola yang secara kolektif mencerminkan kondisi data. Adapun beberapa pola umum yang dapat ditemui dalam data *time series*, sebagai berikut (Al'afi dkk 2020):

1. *Trend* (Tren)

Trend adalah perubahan umum atau arah jangka panjang dari data yang mengindikasikan pola atau kecenderungan jangka panjang dari suatu peubah atau serangkaian peubah seiring waktu. *Trend* dapat naik (*trend positive*), turun (*trend negative*), atau datar. Berikut ilustrasi pola *trend* yang pada Gambar 1.



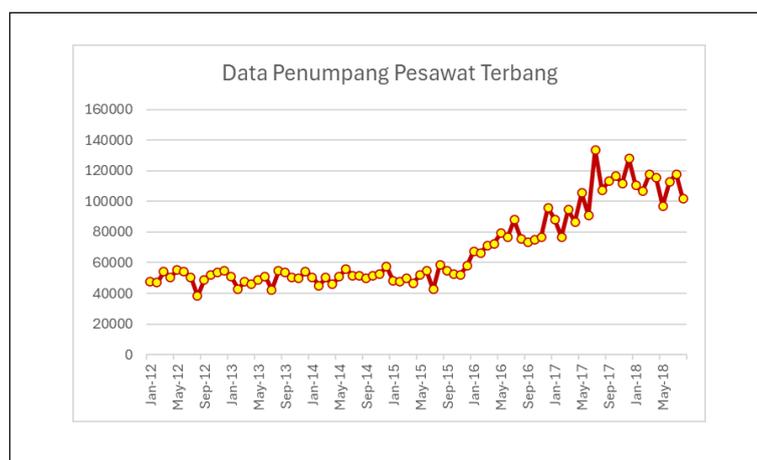
Sumber : Habsari dkk, 2020

Gambar 1 Pola *Trend*

Gambar 1 menggambarkan pola data yang cenderung mengalami peningkatan, sehingga dapat disimpulkan bahwa data berpola *trend* naik. Gambar 1 menunjukkan data bulanan Indeks Harga Konsumen periode Januari 2016 hingga Februari 2019 Provinsi Kalimantan Timur.

2. *Seasonal* (Musiman)

Pola musiman ialah pola yang berulang secara periodik dalam suatu peubah pada periode waktu yang tetap. Pola musiman terjadi ketika data menunjukkan fluktuasi yang berulang pada titik waktu tertentu dalam satu periode waktu tertentu. Berikut ilustrasi pola musiman pada Gambar 2.



Sumber : Al'Afi dkk, 2020

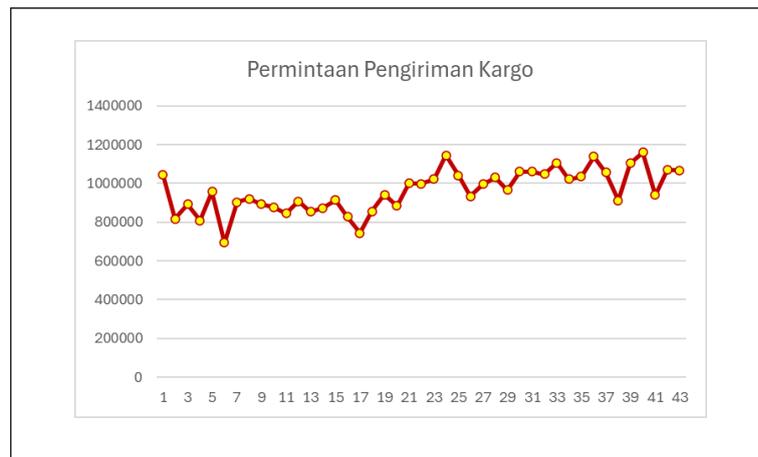
Gambar 2 Pola *Seasonal*

Gambar 2 menggambarkan menunjukkan poladata yang cenderung berulang dari satu periode ke periode berikutnya. Pola musiman pada

Gambar 2 menunjukkan data penumpang pesawat terbang Bandar Udara Raden Inten II.

3. *Cyclic* (Siklik)

Cyclic (siklik) ialah pola perubahan dalam data yang terjadi dalam siklus atau periode waktu yang panjang dan tidak teratur. Pemahaman dalam pola siklik dapat membantu dalam merencanakan strategi bisnis jangka panjang dan faktor-faktor ekonomi yang mempengaruhi fluktuasi siklik. Adapun pola *cyclic* ditunjukkan pada Gambar 3.



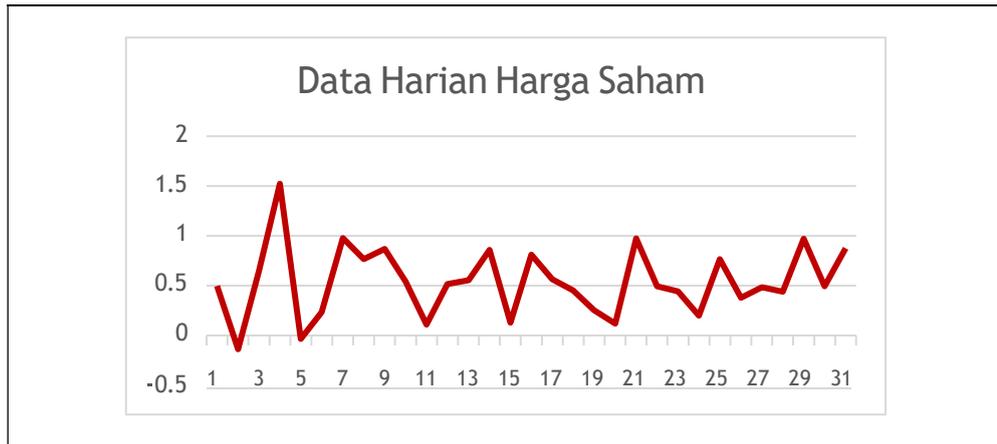
Sumber : Kurniawan & Silalahi, 2023

Gambar 3 Pola *Cyclic*

Gambar 3 menunjukkan pola permintaan pengiriman kargo bulanan pada periode Bulan Januari Tahun 2019 sampai dengan Bulan Juli Tahun 2020. Pola tersebut menunjukkan adanya peningkatan dan penurunan yang tidak terlalu fluktuatif, sehingga bentuk pola data yang dimiliki ialah siklik. Pola siklik pada Gambar 3 menunjukkan pola permintaan pengiriman kargo di PT. Kantor Cabang Bandara Internasional Angkasa Pura Kargo Kualanamu.

4. *Random* (Acak)

Pola data acak ditandai dengan ketidakaturan dan ketidakdugaan dalam data-data yang berubah. Pola *random* (acak) merujuk pada data di mana tidak ada pola atau struktur yang jelas yang dapat diidentifikasi. Adapun ilustrasi pola *random* pada Gambar 4.



Sumber : Faisal & Yulianto, 2023

Gambar 4 Pola *Random*

Gambar 4 memperlihatkan pola data *random* (acak) yang ideal. Data harian harga saham diatas berfluktuasi di sekitar data rata-rata tanpa menunjukkan pola yang jelas. Tidak ada tren yang meningkat atau menurun secara konsisten, dan tidak ada pola musiman yang berulang.

Berdasarkan peubah yang diamati dalam data *deret waktu* dapat dibagi menjadi dua yakni *univariate deret waktu* dan *multivariate time series*. Adapun jenis-jenis data *deret waktu* berdasarkan peubah yang diamati adalah sebagai berikut:

1. *Univariate Time Series*

Menurut Asriawan dkk (2022) *univariate time series* adalah data deret waktu yang hanya melibatkan satu peubah yang diobservasi secara berkala dalam interval waktu tertentu. Analisis ini berfokus pada pengamatan pola tren dan variasi musiman sehingga membantu untuk dapat memahami dan memprediksi pola peubah tersebut berdasarkan data historis.

2. *Multivariate Time Series*

Menurut Maulana (2018) *multivariate time series* adalah rangkaian data waktu yang terdiri dari dua atau lebih peubah yang diamati. Analisis ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antara peubah-peubah yang diamati yang berguna dalam mengukur tingkat akurasi prediksi serta pemahaman tingkah laku pola yang lebih kompleks.

2.1.3 Data Panel (Longitudinal)

Data *panel* (longitudinal) adalah gabungan data *cross section* dan data *time series* (Yusra, 2019). Dalam konteks analisis statistik dan ekonomi, data panel juga dikenal sebagai data longitudinal, yang mencakup beberapa peubah pengamatan seperti individu, perusahaan atau negarayang diamati pada beberapa titik waktu.

2.2 Data Hilang

Salah satu tantangan utama terkait keakuratan data yaitu keberadaan data hilang. Data hilang ialah keadaan sebagian data tidak lengkap atau absen. Menurut Nikfalazar dkk (2020), kejadian data hilang sangat umum terjadi, biasanya disebabkan oleh berbagai faktor seperti kerusakan alat, kesalahan dalam perhitungan, data yang tidak tercatat dan masalah teknis lainnya.

2.2.1 Jenis - Jenis Data Hilang

a. *Missing Completely at Random* (MCAR)

Menurut Sumertajaya dkk (2023) *missing completely at random* (MCAR) adalah salah satu pola kehilangan data di mana keberadaan atau data yang hilang tidak berkaitan dengan data yang hilang itu sendiri atau peubah lain dalam dataset.

Pengujian statistik untuk identifikasi jenis data hilang MCAR dapat dilakukan menggunakan *Little's MCAR Test*. Pengujian dengan menggunakan metode ini, perhitungan statistik uji *Chi-square* digunakan berdasarkan tabel frekuensi yang dibentuk dari pola data hilang. Proses ini memberikan hasil penentuan data hilang teridentifikasi apakah benar-benar acak tanpa bergantung pada data-data lainnya dalam data *time series*.

Persamaan umum untuk perhitungan statistik dengan uji *Chi-square* sebagai berikut:

$$x^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (1)$$

Keterangan:

- x^2 = data *chi-square*
- O_i = observasi yang diamati
- E_i = observasi yang diharapkan

Pengujian jenis data hilang MCAR menggunakan hipotesis untuk pengambilan keputusan. Adapun hipotesis untuk pengujian jenis data hilang MCAR sebagai berikut:

H_0 = Data yang hilang sepenuhnya acak (MCAR)

H_1 = Data yang hilang tidak sepenuhnya acak (MAR atau MNAR)

Pengambilan keputusan dari hipotesis untuk identifikasi jenis data hilang MCAR menggunakan perbandingan hasil *p-value* dengan data $\alpha = 0.05$ menggunakan interpretasi jika *p-value* > 0.05 maka keputusan terima H_0 atau jenis data hilang teridentifikasi MCAR.

b. *Missing at Random* (MAR)

Menurut Sumertajayadkk (2023) *missing at random* (MAR) adalah pola kehilangan data di mana kemungkinan data yang hilang tergantung pada data yang diamati dalam peubah lain dalam dataset, tetapi tidak bergantung pada data yang hilang itu sendiri. Hal ini menunjukkan bahwa ada hubungan antarkehilangan data dan peubah-peubah yang diamati dalam data set tetapi tidak dengan data yang hilang.

Pengujian statistik untuk identifikasi jenis data hilang MAR dapat dilakukan menggunakan uji *Likelihood Ratio* (LR Test). Pengujian dengan menggunakan metode ini membandingkan dua model satu dengan data yang hilang dan satu lagi dengan data yang lengkap (diisi). Persamaan umum

analisis regresi untuk mengidentifikasi jenis data hilang MAR sebagai berikut:

$$LR = 2 (\ln L (\text{complete}) - \ln L (\text{missing})) \quad (2)$$

Keterangan:

$\ln L (\text{complete}) = \log \text{likelihood}$ dari model dengan data lengkap

$\ln L (\text{missing}) = \log \text{likelihood}$ dari model dengan data hilang

Pengujian jenis data hilang MAR menggunakan hipotesis untuk pengambilan keputusan. Hipotesis untuk pengujian jenis data hilang MAR sebagai berikut:

$H_0 =$ Data hilang secara acak (MAR)

$H_1 =$ Data tidak hilang secara acak (MNAR)

Pengambilan keputusan dari hipotesis untuk identifikasi jenis data hilang MAR menggunakan uji *Likelihood Ratio (LR Test)* atau perbandingan hasil *p-value* dengan data $\alpha = 0.05$ menggunakan interpretasi jika *p-value* > 0.05 maka keputusan terima H_0 atau jenis data hilang teridentifikasi secara acak (MAR). Jika *p-value* < 0.05 maka keputusan terima H_1 atau jenis data hilang teridentifikasi tidak secara acak (MNAR).

c. *Missing Not at Random (MNAR)*

Menurut Sumertajaya dkk, (2023) *missing not at random (MNAR)* terjadi ketika keberadaan data yang hilang berkaitan dengan data dari peubah yang tidak diamati atau tidak terukur. Ini menunjukkan bahwa ada hubungan antara kehilangan data dan data yang hilang itu sendiri, yang tidak dapat dijelaskan oleh peubah-peubah yang diamati.

2.2.2 Metode Penanganan Data Hilang

Permasalahan data hilang ialah permasalahan yang harus ditangani sebelum melakukan analisis data *time series*. Hal ini dikarenakan analisis data *time series* sangat sensitif terhadap runtun waktu. Oleh karena itu, terlebih dahulu perlu menangani permasalahan ini. Penanganan data hilang (*missing value*) pada

penelitian ini dilakukan dengan membandingkan metode penanganan data hilang metode *linear interpolasi* dan metode *simple moving average* (SMA).

a. *Linear Interpolation*

Menurut Sumertajaya dkk (2023) *linear interpolation* merupakan salah satu metode yang umum digunakan untuk mengisi data hilang dalam *time series*. *Linear interpolation* adalah metode yang digunakan untuk menangani data hilang dengan cara memperkirakan data yang hilang berdasarkan data yang tersedia. Dalam proses penanganan data hilang menggunakan metode tersebut, metode *linear interpolation* mengasumsikan bahwa perubahan antara dua titik data yang diketahui adalah *linear*. Adapun persamaan untuk metode penanganan data hilang dengan *linear interpolation* disajikan sebagai berikut:

$$a_t = (b_t - b_{sb}) \times \frac{(a_{st} - a_t)}{b_{st} - b_t} + a_{sb} \quad (1)$$

Keterangan:

- b_t = data hilang
- b_{sb} = indeks data observasi pertama sebelum data hilang
- b_{st} = indeks data observasi pertama setelah data hilang
- a_{sb} = data data observasi pertama sebelum data hilang
- a_t = data data observasi pertama setelah data hilang

b. *Simple Moving Average* (SMA)

Menurut Sarifah dkk (2023), metode SMA teknik perkiraan masa depan dengan menggunakan data pengamatan dari data masa lampau. Berdasarkan data tersebut, data rata-rata dihitung untuk memperoleh estimasi masa depan. SMA merupakan sebuah metode yang menghitung rata-rata dari serangkaian data aktual terbaru yang terus diperbarui seiring tersedianya data-data terbaru (Ramadhan dkk, 2022).

Adapun persamaan SMA disajikan sebagai berikut:

$$SMA_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} P_{t-i}$$

Keterangan :

SMA_t = *simple moving average* ke- t

P_{t-i} = harga pada waktu $t = i$

n = periode yang digunakan untuk menghitung rata-rata

2.3 Model Peramalan *Univariate Time Series*

2.3.1 *Autoregressive (AR)*

Model $AR(p)$ merupakan model analisis deret waktu yang menunjukkan bahwadatapadawaktuke- t dipengaruhi oleh data waktuke- t itu sendiri pada periode sebelumnya (Devianadkk, 2021). Model $AR(p)$ memprediksi data saat ini berdasarkan hubungan *linear* antaradatasaat ini dengan data-datamasalalu. Model ini digunakan untuk meramalkan perilaku masa depan. Adapun model *Autoregressive* dengan orde p dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Keterangan :

Y_t = data pada waktu ke- t

Y_{t-p} = data lampau

β_p = parameter *autoregressive* ke- p

ε_t = data kesalahan (*error*) pada waktu ke- t

2.3.2 *Moving Average (MA)*

Model *Moving Average (MA)* menggunakan hubungan pada *error* (residual) dari data sebelumnya dalam deret waktu (Ramadhan dkk, 2022). Secara umum, model $MA(q)$ sangat berguna dalam menangkap pola ketergantungan yang tidak dapat dijelaskan oleh datamasalalu saja melainkan oleh gangguan acak (*error*) yang mempengaruhi data.

Adapun model (MA) dengan ordo q dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_p \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Keterangan :

- Y_t = data pada waktu ke- t
- θ = parameter *Moving Average* ke- q
- ε_t = data kesalahan (*error*) pada waktu ke- t
- ε_{t-q} = data kesalahan (*error*) lampau

2.3.3 *Autoregressive Integrate Moving Average (ARIMA)*

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan teknik yang umum digunakan dalam analisis *deret waktu* untuk memprediksi data berdasarkan data historis. *ARIMA* terbentuk dengan menggabungkan tiga komponen utama yakni *Autoregressive (AR)*, *Integrated (I)*, dan *Moving Average (MA)*. Model *ARIMA* dinotasikan sebagai *ARIMA(p,d,q)* dengan (p,d,q) sebagai berikut

p : jumlah *lag* pada komponen *Autoregressive*

d : jumlah *differencing* yang diperlukan untuk membuat data stasioner

q : jumlah *lag* komponen *Moving Average*

Komponen *autoregressive* memiliki orde $p \neq 0$ dan $q = 0$, *integrated* yang memiliki orde d ditentukan berdasarkan banyaknya proses *differencing* yang dilakukan, dan *moving average* yang memiliki orde $p = 0$ dan $q \neq 0$. Jika orde $p \neq 0$ dan $q \neq 0$, maka disebut model *ARMA (p,q)*.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* diperoleh dengan mereneralisasikan model *ARMA* dan menambahkan komponen integrasi di dalamnya. Integrasi atau *integrated* merupakan pembedaan data pengamatan yang dilakukan untuk membuat data stasioner atau biasa disebut dengan proses *differencing*.

Adapun ARIMA (p,d,q) dirumuskan sebagai berikut:

$$(1 - B)^d Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (6)$$

Keterangan :

Y_t	= data pada waktu ke- t
$(1 - B)^d$	= pembeda ordo ke- d
Y_{t-p}	= data lampau
β_p	= parameter <i>autoregressive</i> ke- p
ε_t	= data kesalahan (<i>error</i>) pada waktu ke- t
θ	= parameter <i>Linear Interpolation</i> ke- q
ε_{t-q}	= data kesalahan (<i>error</i>) masa lampau

Adapun bentuk sederhana dari persamaan model ARIMA (p,d,q) dapat ditulis dalam bentuk berikut:

$$(1 - B)^d (1 - \beta_p B) Y_t = (1 - \theta_q B) \varepsilon_t \quad (7)$$

Keterangan :

Y_t	= data pada waktu ke- t
ε_t	= data kesalahan (<i>error</i>) pada waktu ke- t
$(1 - B)^d$	= pembeda ordo ke- d
$(1 - \beta_p B)$	= parameter model <i>autoregressive</i> ke- p
$(1 - \theta_q B)$	= parameter model <i>Linear Interpolation</i> ke- q

2.3.4 Langkah-langkah Pemodelan ARIMA

Menurut Mukron dkk (2021) model ARIMA terdiri dari beberapa tahap, yaitu tahap identifikasi, tahap pendugaan parameter, tahap uji diagnostik, dan tahap peramalan. Model ARIMA dibangun berdasarkan asumsi bahwa data teret waktu yang digunakan harus stasioner (Aksan & Nuradilah, 2020). Pada beberapa kasus tertentu ditemukan data yang tidak stasioner, sehingga perlu dilakukan tahap *differencing* agar data menjadi stasioner.

Adapun langkah-langkah model ARIMA sebagai berikut:

1. Uji Kestasioneran Data

Data stasioner merupakan data yang memiliki data rata-rata dan varians yang stabil, sementara data yang tidak stasioner memiliki data rata-rata dan varians yang berubah seiring berjalannya waktu (Muslihin & Ruchjana, 2023). Pada penelitian ini, uji kestasioneran diidentifikasi menggunakan uji akar unit *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan taraf signifikan $\alpha = 5\%$. Adapun rumusan hipotesis yang digunakan sebagai berikut :

$$H_0 : \hat{\gamma} = 0 \text{ (tidak stasioner)}$$

$$H_1 : \hat{\gamma} \neq 0 \text{ (stasioner)}$$

Persamaan yang digunakan untuk pengujian kestasioneran data ditulis sebagai berikut:

$$\tau = \left| \frac{\hat{\gamma}}{SE(\hat{\gamma})} \right| \quad (8)$$

Keterangan:

τ = data t hitung

$\hat{\gamma}$ = data taksiran parameter

$SE(\hat{\gamma})$ = standar *error* dari $\hat{\gamma}$

Pengambilan keputusan dilakukan dengan kriteria apabila $\tau > t$ Tabel atau *p-value* $< 0,05$ maka diambil keputusan tolak H_0 . Jika H_0 ditolak maka data dikatakan stasioner. Adapun untuk data yang tidak stasioner maka perlu dilakukan suatu proses untuk menstasionerkan data sebelum melakukan peramalan. Ada 2 proses dalam menstasionerkan data yang belum stasioner melalui *differencing* dan transformasi data.

a. *Differencing*

Proses *differencing* dilakukan jika data tidak stasioner terhadap rata-rata. Ketika data tidak memiliki data rata-rata yang konstan, maka dapat dilakukan dengan membuat data baru agar data memiliki data rata-rata yang konstan dengan cara melakukan perbedaan terhadap data. Metode perbedaan (*differencing*) dilakukan dengan cara

mengurangi data data pada suatu periode sebelumnya. Notasi yang sangat bermanfaat dalam proses *differencing* adalah operator shift mundur (*backward shift*), yang penggunaannya sebagai berikut :

$$BY_t = Y_{t-1} \quad (9)$$

Konstanta B yang dipasang pada Y_t , mempunyai pengaruh menggeser data ke periode belakang. Operator shift mundur sangat tepat menggambarkan proses *differencing*.

Jumlah *differencing* yang dilakukan biasa disimbolkan dengan d . Bentuk *differencing* pertama ($d = 1$) sebagai berikut (Sorlury dkk, 2022):

$$\begin{aligned} Y'_t &= Y_t - Y_{t-1} \\ &= Y_t - BY_t \\ &= (1 - B) Y_t \end{aligned} \quad (10)$$

Adapun untuk *differencing* ($d = 2$) sebagai berikut (Sorlury dkk, 2022):

$$\begin{aligned} Y''_t &= Y'_t - Y'_{t-1} \\ &= (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) \\ &= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2)Y_t \\ &= (1 - B)^2 Y_t \end{aligned} \quad (11)$$

Keterangan:

- Y_t = data pada periode ke-t
- Y_{t-1} = data pada periode ke t-1
- Y'_t = data hasil *differencing* pertama periode ke-t
- Y'_{t-1} = data hasil *differencing* pertama pada periode ke t-1
- Y''_t = data hasil *differencing* kedua pada periode ke-t

Berdasarkan persamaan-persamaan diatas maka persamaan untuk *differencing* orde ke- d sebagai berikut:

$$(1 - B)^d Y_t = \varepsilon_t \quad (12)$$

Keterangan:

$$\begin{aligned} (1 - B)^d &= \text{Differencing Ordo ke-}d \\ Y_t &= \text{data pada periode ke-}t \\ \varepsilon_t &= \text{data kesalahan (error)} \end{aligned}$$

Tahapan selanjutnya yaitu kembali melakukan pemeriksaan dengan uji ADF pada data *differencing* untuk memeriksa apakah data yang sudah di-*differencing* sudah stasioner atau belum. Jika data masih belum stasioner maka perlu dilakukan *differencing* kembali.

b. Transformasi Data

Transformasi *box-cox* berguna untuk menstasionerkan data yang belum stasioner dalam variansi. Transformasi *log* dan akar kuadrat merupakan bagian dari *power transformation* atau *Box-Cox Transformation*. Untuk melakukan transformasi *box-cox* dapat dilakukan dengan cara sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{y_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (13)$$

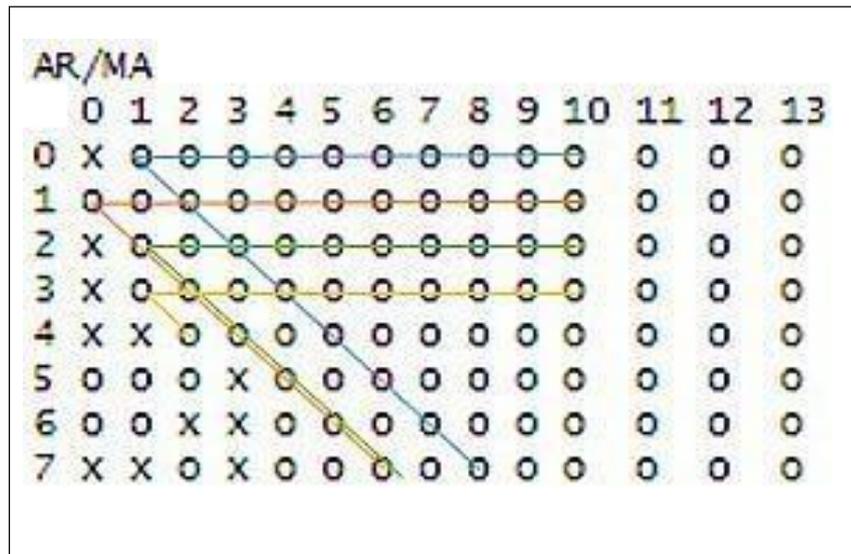
Keterangan:

$$\begin{aligned} Y_t &= \text{Data baru} \\ \lambda &= \text{Bilangan real} \end{aligned}$$

2. Penentuan Ordo (p,d,q)

Extended autocorrection function (EACF) digunakan untuk identifikasi model ARIMA yang sesuai dengan data. Menurut Bahfein dkk (2023) EACF merupakan fungsi autokorelasi yang dikembangkan, digunakan untuk mengukur korelasi antarpengamatan *time series* yang dipisahkan oleh *lag* k unit waktu. EACF dihasilkan dari perkembangan yang terjadi akibat ACF

dan PACF yang tidak dapat digunakan untuk identifikasi ordo p dan q (Sadik, 2015). Secara teori, dalam plot EACF memiliki pola *triangle of zeroes* dengan simbol “0” dan “x”. Contoh plot dari EACF ditunjukkan pada Gambar 5 berikut:



Gambar 5. Contoh Tabel EACF

Pada Gambar 5, plot EACF dibaca dengan memulai simbol “0” di ujung kiri atas lalu lihat orde $MA(q)$ secara horizontal dan orde $AR(p)$ secara vertikal sehingga terbentuk model $ARMA(p, q)$. Gambar 5 di atas menunjukkan model $ARMA(1,0),(0,1),(2,1)$ terlihat pada pola *triangle of zeroes*. Apabila data yang digunakan tidak stasioner dan telah dilakukan proses *differencing*, model menjadi $ARIMA(p, d, q)$ atau dalam contoh di atas model yang diperoleh yaitu $ARIMA(1,0,0), (2,0,1), (0,0,1)$

3. Pendugaan Parameter Model ARIMA

Setelah melakukan proses identifikasi dan memperoleh model sementara atau setelah dan ditentukan maka langkah selanjutnya adalah pendugaan parameter dari model sementara. Pendugaan parameter suatu model ARIMA dapat dilakukan salah satunya dengan menggunakan metode *Maximum likelihood Estimation* (MLE). Menurut Nugraha (2017), metode MLE merupakan salah satu cara untuk menaksir atau mengestimasi parameter populasi yang tidak diketahui.

Adapun fungsi *likelihood* untuk parameter q sebagai berikut (Nugraha, 2017):

$$\ln L(\theta) = (\sum_{i=1}^n x_i)(\ln \theta) + (n - \sum_{i=1}^n x_i) \ln(1 - \theta) \quad (16)$$

Keterangan:

$$L(\theta) = f(x_1, \dots, x_n; \theta)$$

$$x_i = \text{lag ke-}i$$

4. Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik yaitu model yang memenuhi asumsi residual dan parameternya signifikan. Pada penelitian ini pemilihan model terbaik didapatkan berdasarkan data *Bayessian Information Criterion* (BIC). Dalam memilih model terbaik dengan metode BIC dipilih model dengan data BIC terkecil. Pemilihan model terbaik dalam analisis *time series* menggunakan ARIMA perlu dilakukan karena hanya ada satu model terbaik yang akan digunakan untuk proses peramalan data *time series*. Adapun persamaan BIC dapat ditulis sebagai berikut:

$$BIC(p) = \ln \left(\frac{SSR}{T} \right) + (p + 1) \left(\frac{\ln T}{T} \right) \quad (17)$$

Keterangan:

$$p = \text{data dari parameter}$$

$$n = \text{banyaknya data}$$

$$SSR = \text{jumlah residu kuadrat}$$

Adapun persamaan SSR (*Sum of Squared Regression*) dapat ditulis sebagai berikut :

$$SSR = \sum (Y^{\wedge} - \bar{Y})^2 \quad (18)$$

Keterangan:

$$Y^{\wedge} = \text{jumlah perbedaan kuadrat antara nilai-data } Y$$

$$\bar{Y} = \text{data rata-rata } Y$$

5. Uji Diagnostik

Uji diagnostik dilakukan untuk mengevaluasi kelayakan model dalam pemilihan model terbaik. Hasil residual uji ketepatan model harus memenuhi asumsi *white noise*. Uji diagnostik dapat dilakukan dengan menggunakan Uji Ljung-Box. Adapun bentuk persamaan untuk pengujian ini sebagai berikut:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{(n-k)} \quad (19)$$

Keterangan:

n = banyaknya data
 r_k^2 = dugaan autokorelasi
 k = maksimum *lag*

Adapun hipotesis untuk pengujian ini sebagai berikut:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (tidak memenuhi asumsi residual *white noise*)

$H_1: \rho_k \neq 0, k=1, 2, 3, \dots, n$ (memenuhi asumsi residual *white noise*)

Apabila taraf signifikan menggunakan $\alpha = 5\%$, maka kriteria yang diputuskan adalah $data\ p - value > \alpha$ artinya memenuhi proses *white noise*.

2.4.4 Evaluasi Model Peramalan

Evaluasi model peramalan perlu dilakukan untuk memastikan keakuratan dan keandalan model. Jika hasil tingkat kesalahan semakin kecil, maka model yang didapatkan semakin mendekati kebenaran. Evaluasi hasil peramalan berdasarkan akurasi yang diukur dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Adapun persamaan MAPE sebagai berikut (Agustini dkk, 2018) :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100 \quad (20)$$

Keterangan :

Y_t = data aktual

\hat{Y}_t = data peramalan

n = banyaknya data

Adapun kriteria MAPE disajikan pada Tabel 1:

Tabel 1 Signifikansi MAPE

MAPE	Signifikansi
< 10 %	Sangat Baik
10 – 20 %	Baik
20 – 50 %	Cukup Baik
> 50 %	Kurang Baik

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Data

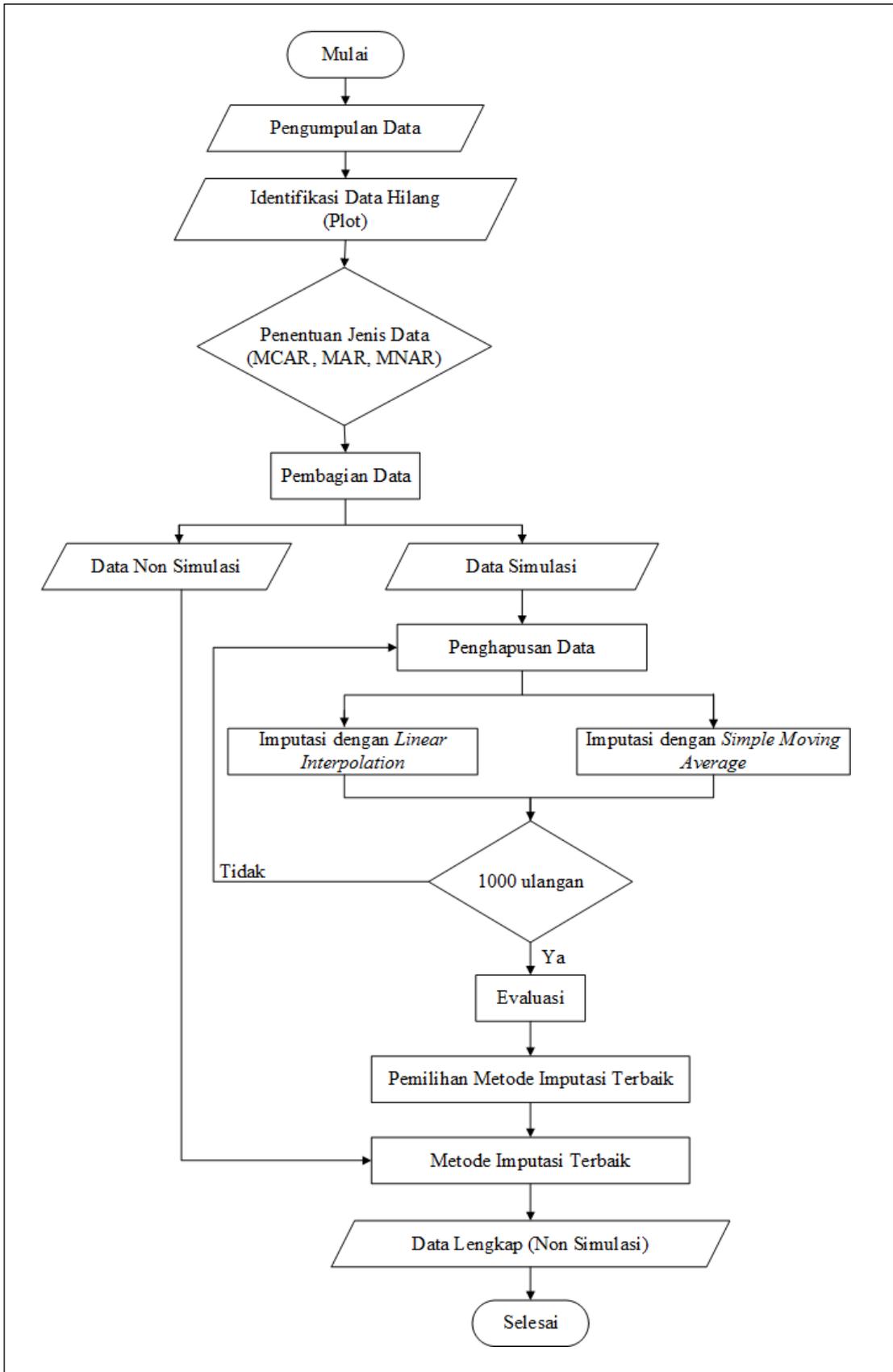
Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data harga telur ayam ras di Kabupaten/Kota Bogor. Penggunaan data dalam penelitian ini sebanyak 1826 data dengan periode waktu 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2021. Data ini dapat diakses pada situs resmi Sistem Informasi Pasar Online Nasional Ternak, yaitu <https://simponiternak.peternakan.go.id/harga-daerah.php>.

3.2 Tahapan Penelitian

Secara garis besar penelitian ini terdiri atas dua tahapan yaitu penanganan data hilang dan peramalan harga telur ayam. Tahapan pertama yaitu membandingkan dua metode penanganan data hilang antara metode *linear interpolation* dan metode *simple moving average*. Tahapan kedua dalam penelitian ini yaitu meramalkan harga telur ayam dengan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*.

3.2.1 Tahapan Analisis Penanganan Data Hilang

Tahapan pertama pada penelitian ini yaitu menduga data hilang. Adapun pendugaan data hilang dilakukan dengan metode *linear interpolation* dan metode *simple moving average*. Evaluasi kinerja melalui perbandingan kedua metode penanganan data hilang tersebut. Kinerja dari kedua metode penanganan data hilang tersebut, dievaluasi pada berbagai kondisi data hilang. Penanganan data hilang dengan kedua metode tersebut dilakukan pada data simulasi dan non simulasi. Penanganan data hilang dilakukan dengan pengulangan sebanyak 1000 ulangan. Hal ini bertujuan untuk memperoleh metode terbaik dalam penanganan data hilang. Adapun tahapan penelitian dalam penanganan data hilang digambarkan pada Gambar 6.



Gambar 6 Diagram Alir Penanganan Data Hilang

Tahapan pada diagram alir Gambar 6 dijabarkan secara detail sebagai berikut:

1. Pengumpulan data

Tahapan pertama yakni, pengumpulan data harga telur ayam Kabupaten/Kota Bogor pada periode 1 Januari 2019 sampai 31 Desember 2023. Data ini diperoleh dari situs resmi Sistem Informasi Pasar Online Nasional Ternak dengan alamat situs <https://simponiternak.peternakan.go.id/harga-daerah.php>.

2. Identifikasi data hilang

Pada tahapan ini dilakukan identifikasi ada atau tidaknya data hilang, pada keseluruhan data harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor periode 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023. Selain itu, ditentukan besarnya presentase data hilang tersebut. Adapun hasil identifikasi disajikan dalam plot *time series*.

3. Penentuan jenis data hilang

Tahapan setelah diperoleh hasil dari tahapan kedua yakni penentuan jenis data hilang. Tahapan ini bertujuan untuk menentukan jenis data hilang pada keseluruhan data harga telur ayam Kabupaten/Kota Bogor. Adapun tahapan yang dilakukan sebagai berikut:

- a. Pengujian jenis data hilang MCAR dengan menggunakan persamaan (1).
- b. Pengujian jenis data hilang MAR atau MNAR menggunakan persamaan (2).

4. Pembagian data

Tahapan ini dilakukan pembagian data menjadi dua, yaitu data non simulasi dan data simulasi (*data test*). Hal ini dikarenakan pada keseluruhan data terdapat data hilang yang bersifat sporadis yaitu pada periode 20 Oktober 2021 sampai dengan 31 Juli 2022. Oleh karena itu, data simulasi diperlukan untuk menguji kinerja metode penanganan data hilang (metode penanganan data hilang).

Adapun perbandingan pembagian data ini sebagai berikut:

- a. Data non simulasi dimulai pada periode 1 Januari 2019 sampai dengan 20 Oktober 2021 (sebanyak 1024 data)
 - b. Data simulasi (data *test*) dimulai pada periode 1 Agustus 2022 sampai dengan 31 Desember 2023 (sebanyak 517 data)
4. Identifikasi data hilang pada data non simulasi

Pada tahapan ini dilakukan identifikasi jenis data hilang pada data non simulasi. Adapun tahapan ini dilakukan sebagai berikut:

- a. Identifikasi jenis data hilang pada data non simulasi.
 - b. Identifikasi presentase data hilang pada data non simulasi.
5. Penghapusan data pada data simulasi (*test*).

Tahapan setelah ditentukan jenis data hilang pada data non simulasi yaitu dilakukan pengujian kinerja metode penanganan data hilang pada data simulasi. Tahapan awal yang dilakukan yaitu penghapusan data pada data simulasi. Penghapusan data dan besarnya presentase data hilang pada data simulasi, disesuaikan dengan kondisi pada data non simulasi. Hal ini bertujuan agar kondisi data simulasi dapat menggambarkan data non simulasi. Adapun metode penanganan data hilang yang digunakan yakni metode *linear interpolation* dan *simple moving average*.

6. Penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation*.

Tahapan setelah diperoleh kondisi data hilang pada data simulasi yang sesuai dengan kondisi hilang pada data non simulasi yaitu proses penanganan data hilang. Proses penanganan data hilang pertama dilakukan dengan metode *linear interpolation*. Adapun tahapan ini dilakukan sebagai berikut:

- a. Identifikasi titik data hilang pada data simulasi.
 - b. Identifikasi jendela antara data hilang.
 - c. Perhitungan *linear interpolation* menggunakan persamaan (3).
 - d. Proses penanganan data hilang diulang sebanyak 1000 ulangan.
7. Penanganan data hilang dengan *simple moving average* (SMA).

Proses penanganan data hilang kedua pada data simulasi yaitu penanganan data hilang dengan metode SMA.

Adapun tahapan ini dilakukan sebagai berikut:

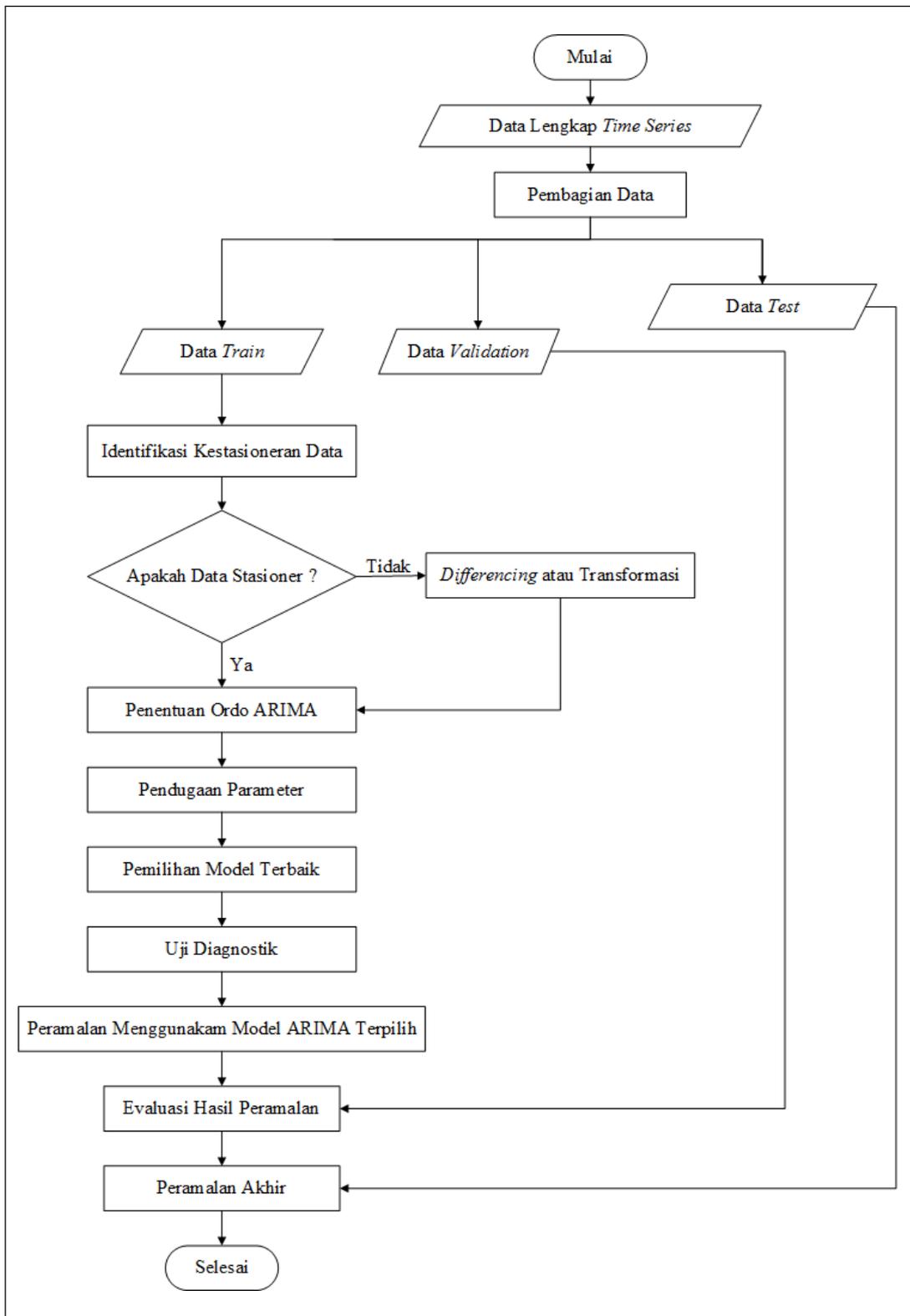
- a. Penentuan periode waktu (k) yang digunakan untuk mengetahui rata-rata bergerak. Periode yang digunakan pada penelitian ini ($k=5$)
 - b. Perhitungan *simple moving average* menggunakan persamaan (4).
 - c. Proses penanganan data hilang diulang sebanyak 1000 ulangan.
8. Evaluasi penanganan data hilang
- Tahapan setelah dilakukan 1000 ulangan dalam penanganan data hilang dengan duametode penanganan datahilang tersebut yaituproses evaluasi kinerja metode penanganan data hilang. Proses evaluasi metode penanganan data hilang dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:
- a. Perhitungan nilai MAPE untuk metode *linear interpolation*
 - b. Perhitungan nilai MAPE untuk metode *simple moving average*
9. Pemilihan metode penanganan data hilang terbaik.
- Pada tahapan ini dilakukan perbandingan nilai MAPE yang diperoleh dari keduametode penanganan datahilang. Metode penanganan terbaik diperoleh berdasarkan nilai MAPE terkecil.
10. Penerapan metode penanganan data hilang terbaik pada data non simulasi
- Tahapan setelah diperoleh metode penanganan data hilang terbaik yaitu, penerapan metode terbaik tersebut dalam penanganan data hilang pada data non simulasi.
11. Penyajian data lengkap
- Hasil akhir dari tahapan sebelumnya diperoleh data lengkap.

Tahapan selanjutnyasetelah diperoleh data lengkap, yaitudilakukan peramalan padadata lengkap tersebut. Adapun model peramalan yang digunakan yaitu model ARIMA.

3.2.2 Tahapan Peramalan dengan *Autoregressive Integrated Moving Average*

Tahapan kedua dalam penelitian ini yaitu peramalan harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor. Data harga telur ayam termasuk dalam data *univariate time series*. Oleh karena itu, model peramalan yang digunakan sesuai dengan *univariate time series*. Pada penelitian ini model peramalan *univariate time series* yang digunakan yaitu model *Autoregressive Integrated Moving Average*. Adapun

Tahapan analisis peramalan harga telur ayam ras dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pada Gambar 7.



Gambar 7 Diagram Alir Peramalan dengan ARIMA

Tahapan pada diagram alir Gambar 7 dijabarkan secara detail sebagai berikut:

1. Penyajian data lengkap *time series*

Tahap pertama pada analisis ini yaitu proses penyajian data baru harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor periode 1 Januari 2019 sampai 31 Desember 2023 yang diambil dari website Sistem Informasi Pasar Online Nasional Ternak yang sudah dilakukan analisis penanganan data hilang sebelumnya.

2. Pembagian data

Proses pembagian data dilakukan dengan pembagian data *time series* menjadi data *train*, data *validation*, data *test*. Adapun persentase pembagian data sebagai berikut:

- a. Data *train* dari tiga tahun pertama yakni dari periode 1 Januari 2019 sampai dengan 29 Maret 2021.
- b. Data *validation* dari tiga tahun pertama yakni periode 16 Desember 2020 sampai dengan 20 Oktober 2021
- c. Data *test* diambil dari periode waktu 1 Agustus 2022 sampai dengan 31 Desember 2023

3. Tahapan pemodelan ARIMA

Pada tahapan ini dilakukan pemodelan ARIMA pada data *train*. Adapun tahapan yang dilakukan sebagai berikut:

a. Uji kestasioneran

Tahapan ini dilakukan proses identifikasi kestasioneran pada data *train*. Uji kestasioneran yang digunakan uji ADF pada persamaan (9). Apabila hasil uji ternyata data stasioner, maka dapat dilanjutkan ke poin lima. Jika hasil uji ternyata tidak stasioner, maka perlu dilakukan *differencing*.

b. Tahapan *differencing*

Proses *differencing* dilakukan apabila data tidak stasioner. *Differencing* dilakukan sebanyak d kali menggunakan persamaan (13).

- c. Penentuan ordo ARIMA
 Pada tahapan ini dilakukan penentuan ordo ARIMA dengan *extended autocorrelation* (EACF)
 - d. Pendugaan parameter Model ARIMA
 Pada tahapan ini dilakukan pendugaan parameter model ARIMA dengan *Maximum Likelihood Estimation* pada persamaan (17).
 - e. Pemilihan model terbaik
 Pada tahapan ini dilakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai (BIC) terkecil. Perhitungan nilai BIC dilakukan dengan persamaan (18).
 - f. Uji Diagnostik
 Tahapan setelah diperoleh model ARIMA terbaik yaitu dilakukan uji diagnostik. Uji diagnostik dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:
 - i. Pembentukan hipotesis untuk uji diagnostik.
 - ii. Pengujian *white noise* menggunakan uji Ljung-Box pada persamaan (19).
 - iii. Pengambilan keputusan hasil uji diagnostik dengan hipotesis yang sudah ditentukan.
4. Peramalan menggunakan model ARIMA terbaik
 Pada tahapan ini dilakukan peramalan dengan model ARIMA terbaik pada *data validation*.
 5. Evaluasi hasil peramalan
 Evaluasi hasil peramalan bertujuan untuk mengukur akurasi hasil peramalan dari model ARIMA. Adapun ukuran akurasi berdasarkan pada nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan formula yang digunakan yaitu persamaan (20). Evaluasi selain berdasarkan nilai MAPE yang diperoleh, juga berdasarkan pada perbandingan plot hasil peramalan dengan data aktual.
 6. Peramalan Akhir
 Tahapan akhir dari proses peramalan dengan model ARIMA yaitu peramalan akhir untuk 30 hari kedepan. Pada tahapan ini peramalan menggunakan *data test*.

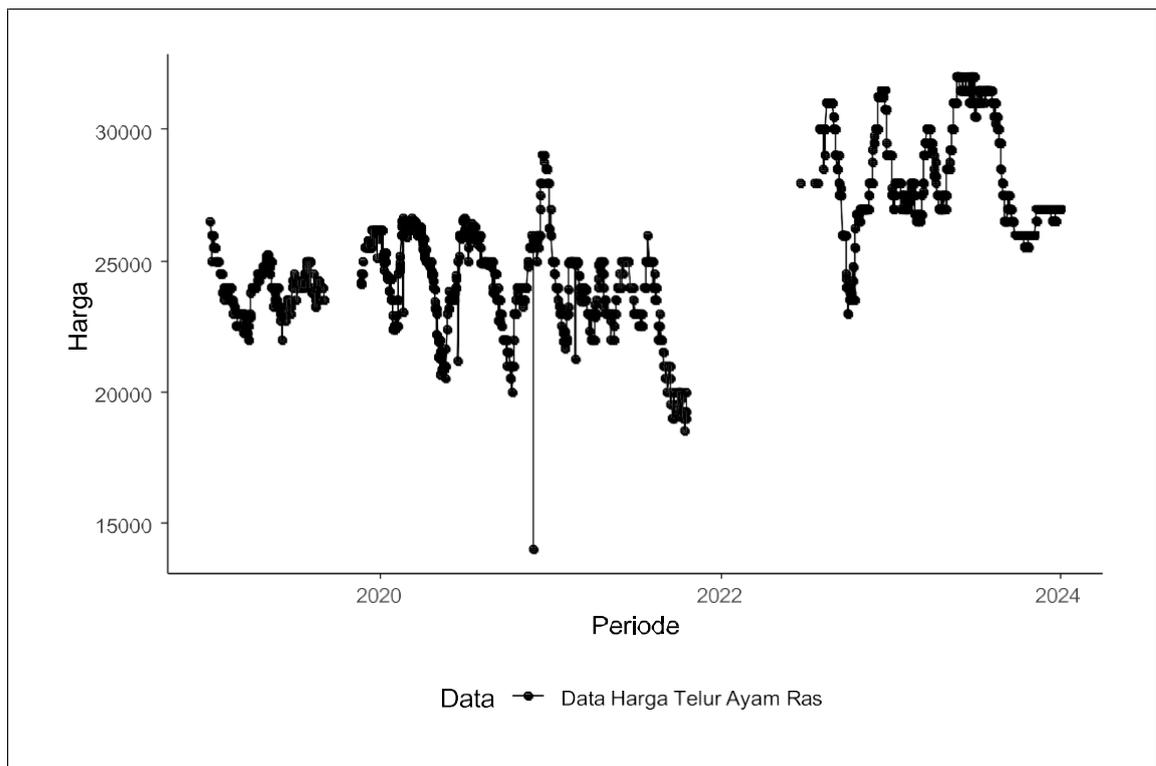
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Tahapan Analisis Penanganan Data Hilang

4.1.1 Identifikasi Data Hilang pada Keseluruhan Data

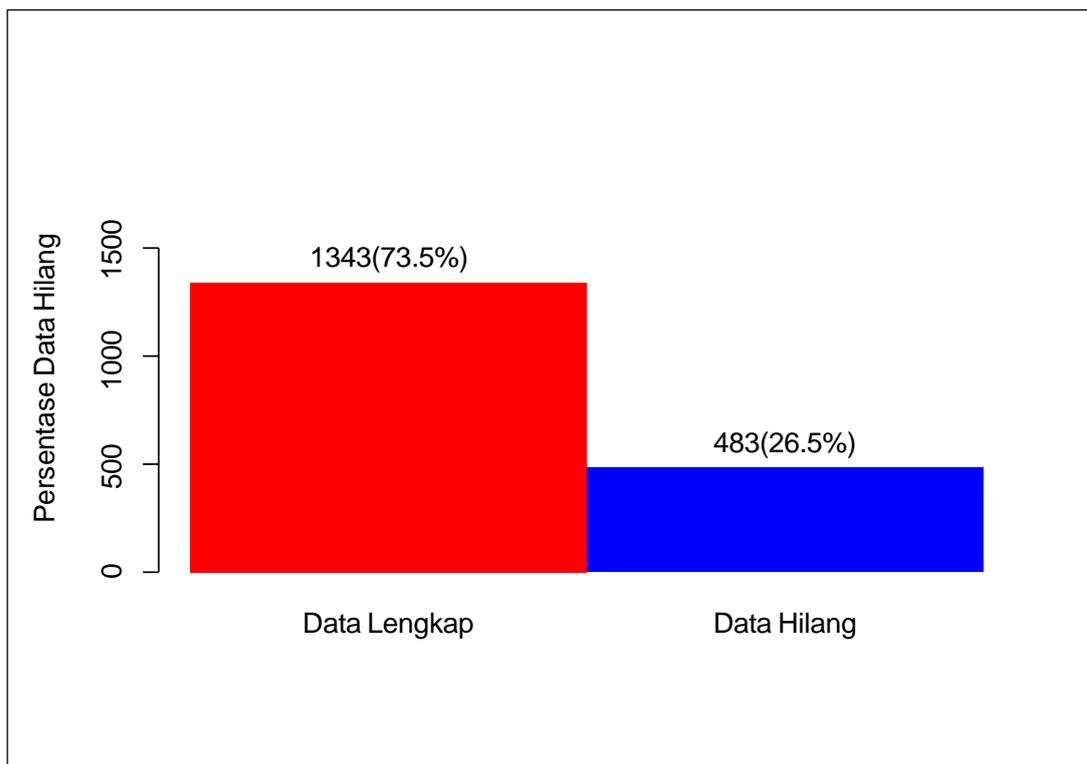
Padapenelitian ini data yang digunakan ialah data harga telur ayam ras di Kabupaten/Kota Bogor padarentang waktu 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023. Data ini diperoleh dari Sistem Informasi Pasar Online Nasional Ternak. Tahapan pertamasebelum melakukan peramalan pada penelitian ini ialah eksplorasi dataawal, hal ini dilakukan dengan caramemvisualisasikan datadalam bentuk plot. Eksplorasi data ini bertujuan untuk memperoleh gambaran umum mengenai data secara visual. Hasil eksplorasi data disajikan pada Gambar 8.



Gambar 8 Data Harga Telur Ayam Ras Periode 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023

Gambar 8 menunjukkan adanya fenomena data hilang yang cukup bervariasi pada data harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor. Adapun data hilang yang cukup panjang di awal tahun pertama terjadi pada periode 9

September 2019 sampai dengan 18 November 2019. Pada akhir tahun ketiga terjadi data hilang secara sporadis dengan rentang waktu 9 bulan, yakni pada periode 20 Oktober 2021 sampai dengan 31 Juli 2019. Sebelum ketahap berikutnya perlu diidentifikasi presentase data yang hilang dari keseluruhan data. Hal ini bertujuan untuk mengidentifikasi besarnya pengaruh data hilang terhadap keakuratan hasil peramalan. Presentase data hilang disajikan pada Gambar 9.



Gambar 9 Presentase Data Hilang pada (Keseluruhan Data)

Gambar 9 menunjukkan presentase data hilang dari keseluruhan data harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor. Adapun data hilang yang terjadi sebesar 26,5% dari keseluruhan data. Data hilang tersebut diduga mempengaruhi hasil akurasi dari peramalan dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average*. Oleh karena itu, diperlukan adanya penanganan data hilang untuk memperoleh hasil peramalan dengan akurasi yang baik. Terdapat beberapa pilihan metode penanganan data hilang (penanganan data hilang). Sebelum melakukan penanganan data hilang langkah pertama yaitu, melakukan identifikasi jenis data hilang pada keseluruhan data.

4.1.2 Penentuan Jenis Data Hilang pada Keseluruhan Data

a. Uji *Little's* MCAR (*Little's* MCAR Test)

Penentuan jenis data hilang pada penelitian ini dilakukan dengan uji *Little's* MCAR. Pengujian jenis data hilang tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi apakah data hilang berjenis MCAR atau bukan. Adapun tahapan pengujian sebagai berikut:

i. Penentuan taraf signifikan sebesar $\alpha = 0.05$

ii. Pembentukan hipotesis

$$H_0 = \text{Data hilang sepenuhnya acak (MCAR)}$$

$$H_1 = \text{Data hilang tidak sepenuhnya acak (MAR atau MNAR)}$$

iii. Perhitungan *chi square*

Tahapan dalam perhitungan *chi square* diperlukan perbandingan data hilang dengan data tersedia pada keseluruhan data. Tahapan sebelum dilakukan perbandingan yaitu mengelompokkan banyaknya data hilang dari setiap hari selama periode lima tahun. Adapun data hilang selama lima tahun untuk hari minggu terdapat 103 data, pada hari-hari lainnya perbandingan data hilang disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2 Perbandingan Data Hilang pada Keseluruhan data

Hari	Data Hilang	Data Tersedia
Minggu	103	158
Senin	56	205
Selasa	60	201
Rabu	64	197
Kamis	56	203
Jumat	60	201
Sabtu	82	179
Total	483	1343

Adapun perhitungan *chi square* untuk penentuan jenis data hilang berdasarkan pada data Tabel 2 dilakukan sebagai berikut:

Langkah pertama perhitungan perbandingan total data tersedia dengan rata-rata data yang diharapkan tersedia di setiap hari dari keseluruhan data.

$$E_{tersedia} = \frac{261 * 1343}{1826} = 187.05$$

Langkah kedua perhitungan perbandingan total data tidak tersedia dengan rata-rata data yang diharapkan tersedia di setiap hari dari keseluruhan data.

$$E_{tidak\ tersedia} = \frac{261 * 483}{1826} = 73.95$$

Langkah ketiga perhitungan nilai *chi square* dengan persamaan (1)

$$X^2 = \left(\frac{(158 - 187.05)^2}{187.05} + \frac{(103 - 73.95)^2}{73.95} + \dots + \left(\frac{(178 - 187.05)^2}{187.05} \right) + \frac{(82 - 73.95)^2}{73.95} \right)$$

$$X^2 = 0.99$$

Langkah selanjutnya yaitu perhitungan derajat kebebasan dari perbandingan data hilang dengan data tersedia pada keseluruhan data

$$df = (r - 1) \times (c - 1) = 6$$

Nilai df = 6 diperoleh dengan mengidentifikasi tabel *chi square* pada Lampiran 4 sehingga diperoleh nilai sebesar 12.592. Adapun hasil dari perhitungan diatas disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Uji *Little MCAR* dari Keseluruhan Data

Uji Little MCAR	<i>p-value</i>	X^2	Deskripsi
Keseluruhan data	0.319	0.99	Data hilang sepenuhnya acak

iv. Pengambilan keputusan

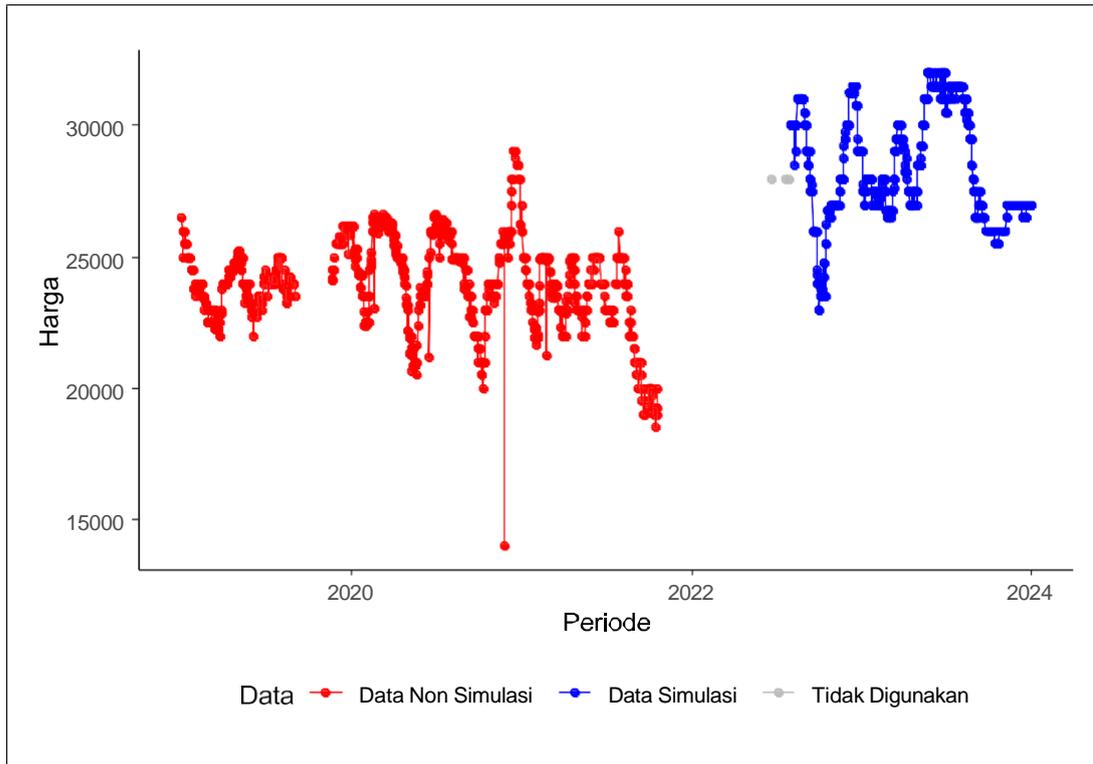
Nilai kritis *chi square* untuk df = 6 pada level signifikansi 0.05% adalah 12.592. Oleh karenanilai *chi square* (0.99) kurang dari nilai kritis (12.592) dan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih dari taraf

signifikan maka dipilih keputusan terima H_0 dan dapat disimpulkan bahwa data hilang pada keseluruhan data termasuk jenis data hilang MCAR. Jenis data hilang MCAR menegaskan bahwa kehilangan data hilang tersebut tidak dipengaruhi oleh peubah sebelum atau sesudah kehilangan data itu sendiri, serta tidak dipengaruhi oleh peubah yang hilang tersebut.

Tahapan berikutnya setelah diketahui jenis data hilang pada keseluruhan data ialah pembagian data. Data yang digunakan pada tahapan penanganan data hilang dibagi menjadi dua.

4.1.3 Pembagian Data

Tahapan pembagian data pada data harga telur ayam dari periode 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023 akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data simulasi dan data non simulasi. Pembagian data tersebut bertujuan untuk melakukan percobaan dalam membandingkan metode penanganan data hilang yang paling baik. Data simulasi dipilih karena tidak mengandung data yang hilang, sehingga memungkinkan untuk membandingkan efektivitas metode penanganan data hilang tanpa gangguan dari data yang hilang. Hasil perbandingan metode penanganan data hilang ini kemudian akan diterapkan pada data non simulasi untuk memperkirakan data yang hilang pada non simulasi. Rincian pembagian data ini dapat disajikan pada Gambar 10.



Gambar 10 Pembagian Data Harga Telur Ayam

Gambar 10 menunjukkan pembagian data dalam tahapan penanganan data hilang. Berdasarkan Gambar 10 warna merah menunjukkan data non simulasi, yaitu dari periode 1 Januari 2019 sampai dengan 20 Oktober 2021. Data simulasi ditandai dengan warna biru dengan periode waktu 1 Agustus 2022 sampai dengan 31 Desember 2023. Akan tetapi, data pada periode waktu 21 Oktober 2021 sampai dengan 31 Juli 2022 tidak digunakan. Hal ini dikarenakan data hilang terlalu panjang. Sementara itu, proses penanganan data hilang diperlukan data sebelum atau sesudah data hilang. Hal ini dapat mempengaruhi proses penentuan lebar jendela untuk data hilang, sehingga metode penanganan data hilang tidak dapat berkinerja dengan baik.

Setelah dilakukan pembagian data tahapan selanjutnya ialah mengidentifikasi jenis data hilang pada data non simulasi. Hal ini dimaksudkan agar data simulasi memiliki tipe yang sama dengan data non simulasi, sehingga pemilihan metode penanganan data hilang terbaik dapat diperoleh hasil terbaik.

4.1.4 Identifikasi Jenis Data Hilang pada Data Non Simulasi

a. Identifikasi jenis pada data hilang non simulasi

Tahapan pertamadilakukan identifikasi jenis data hilang pada data non simulasi. Tahap ini bertujuan untuk mengetahui jenis data hilang pada data non simulasi. Adapun uji yang digunakan dalam identifikasi pada tahapan ini sama seperti pada identifikasi jenis data hilang yang dilakukan pada keseluruhan data. Tahapan pengujian jenis data hilang dilakukan sebagai berikut:

i. Penentuan taraf signifikan sebesar $\alpha = 0.05$

ii. Pembentukan hipotesis

H_0 = Data yang hilang sepenuhnya acak (MCAR)

H_1 = Data yang hilang tidak sepenuhnya acak (MAR atau MNAR)

iii. Perhitungan *chi square*

Tahapan dalam perhitungan *chi square* diperlukan perbandingan data hilang dengan data tersedia pada data non simulasi. Tahapan sebelum dilakukan perbandingan yaitu mengelompokkan banyaknya data hilang dari setiap hari selama periode 1 Januari 2019 sampai dengan 20 Oktober 2021.

Adapun data hilang selama selama periode waktu tersebut untuk hari minggu terdapat 67 data, pada hari-hari lainnya perbandingan data hilang disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4 Perbandingan Data Hilang pada Keseluruhan data

Hari	Data Hilang	Data Tersedia
Minggu	67	80
Senin	20	126
Selasa	24	122
Rabu	26	120
Kamis	22	124
Jumat	24	122
Sabtu	46	101
Total	229	795

Adapun perhitungan *chi square* untuk penentuan jenis data hilang dilakukan sebagai berikut:

Langkah pertama perhitungan perbandingan total data tersedia dengan rata-rata data yang diharapkan tersedia di setiap hari dari data non simulasi.

$$E_{tersedia} = \frac{146 * 795}{1024} = 113.34$$

Langkah kedua perhitungan perbandingan total data tidak tersedia dengan rata-rata data yang diharapkan tersedia di setiap hari dari non simulasi.

$$E_{tidak\ tersedia} = \frac{146 * 229}{1024} = 32.65$$

Langkah ketiga perhitungan nilai *chi square* dengan persamaan (1).

$$X^2 = \left(\frac{(67 - 113.34)^2}{113.34} + \frac{(103 - 32.65)^2}{32.65} \right) + \dots + \left(\frac{(67 - 113.34)^2}{113.34} + \frac{(46 - 32.65)^2}{32.65} \right)$$

$$X^2 = 2.33$$

Langkah selanjutnya yaitu perhitungan derajat kebebasan dari perbandingan data hilang dengan data tersedia pada keseluruhan data.

$$df = (r - 1) \times (c - 1) = 6$$

Nilai $df = 6$ diperoleh dengan mengidentifikasi tabel *chi square* pada Lampiran 4 sehingga diperoleh nilai sebesar 12.592. Adapun hasil dari perhitungan diatas disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Uji Little MCAR Data Non Simulasi

Uji Little MCAR	<i>p-value</i>	X^2	Deskripsi
Data non simulasi	0.127	2.33	Data hilang sepenuhnya acak

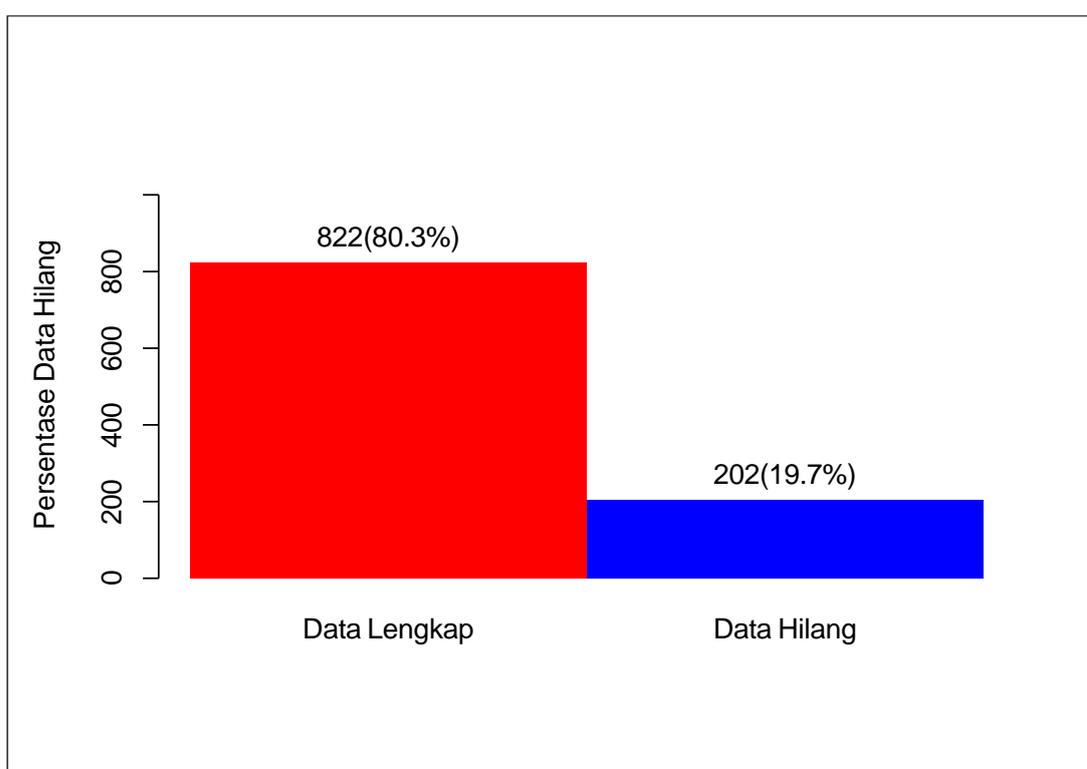
iv. Pengambilan Keputusan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan diperoleh nilai *chi square* yang lebih kecil dari nilai kritis. Nilai *chi square* yang diperoleh yakni 2.33 sedangkan nilai kritis sebesar 12.596. Oleh

karenaitu, diambil kesimpulan terima H_0 . Hal ini didukung dengan nilai p -value yang lebih besar dari taraf signifikan. Ini menunjukkan bahwa data hilang pada data non simulasi termasuk kedalam jenis data hilang MCAR.

b. Identifikasi presentase data hilang pada data non-simulasi.

Tahapan setelah ditentukan jenis data hilang pada data non simulasi yaitu penentuan presentase data hilang pada data non simulasi. Adapun presentase data hilang pada data non-simulasi disajikan pada Gambar 11.



Gambar 11 Presentase Data Hilang pada Data Non-Simulasi

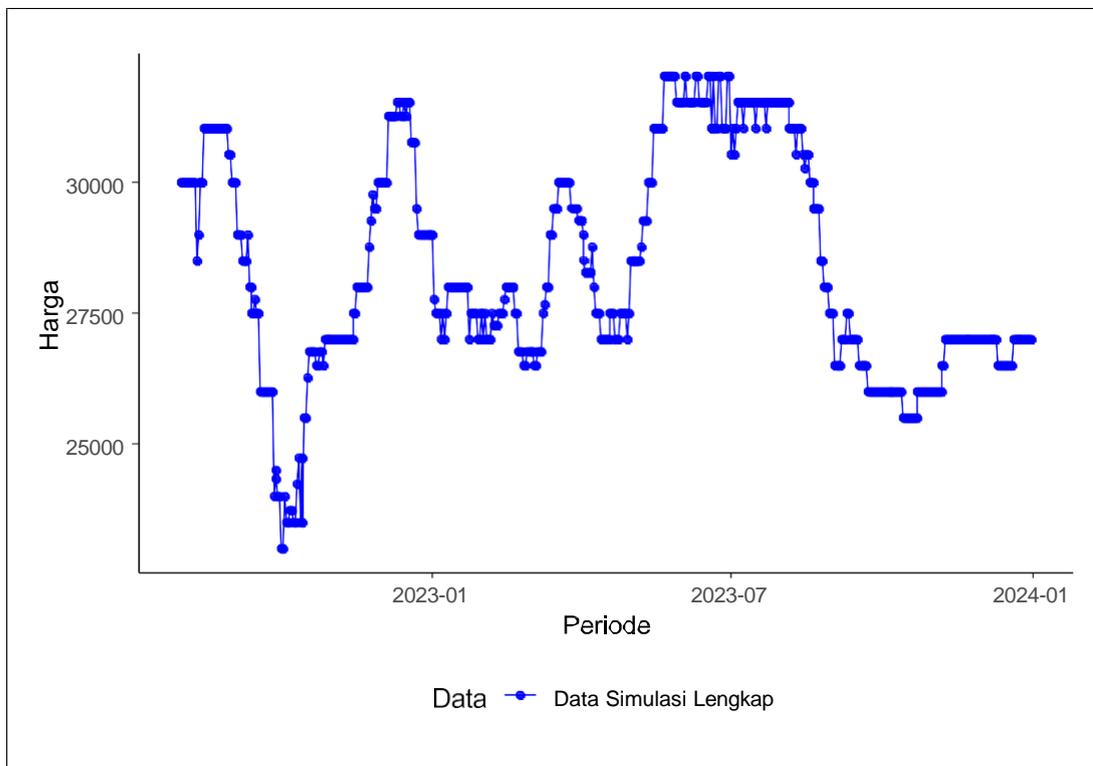
Gambar 11 menyajikan besarnya presentase data hilang pada data non simulasi. Adapun data hilang sebesar 19,7% dari total data non simulasi yakni sebesar 1024. Hal ini menunjukkan banyaknya data hilang pada data non simulasi sebanyak 202 data.

Tahapan setelah diperoleh jenis data hilang pada data non simulasi yaitu penentuan metode penanganan data hilang. Akan tetapi, pemilihan metode penanganan data hilang tidak dapat dilakukan dikarenakan adanya data hilang secara sporadis selama 9 bulan pada periode 21 Oktober 2021

sampai dengan 31 Juli 2022. Oleh karena itu, penentuan metode penanganan data hilang dilakukan pada data dimulasi. Adapun tahapan penanganan data hilang pada data simulasi diawali dengan tahapan penghapusan data.

4.1.5 Penanganan Data Hilang pada Data Simulasi

Tahapan sebelum dilakukan penanganan data hilang pada data simulasi yaitu pembentukan data simulasi. Data simulasi diperoleh dengan membangkitkan data secara acak. Adapun data simulasi yang digunakan sebanyak 518 data. Data simulasi tersebut disajikan dalam plot pada Gambar 12.



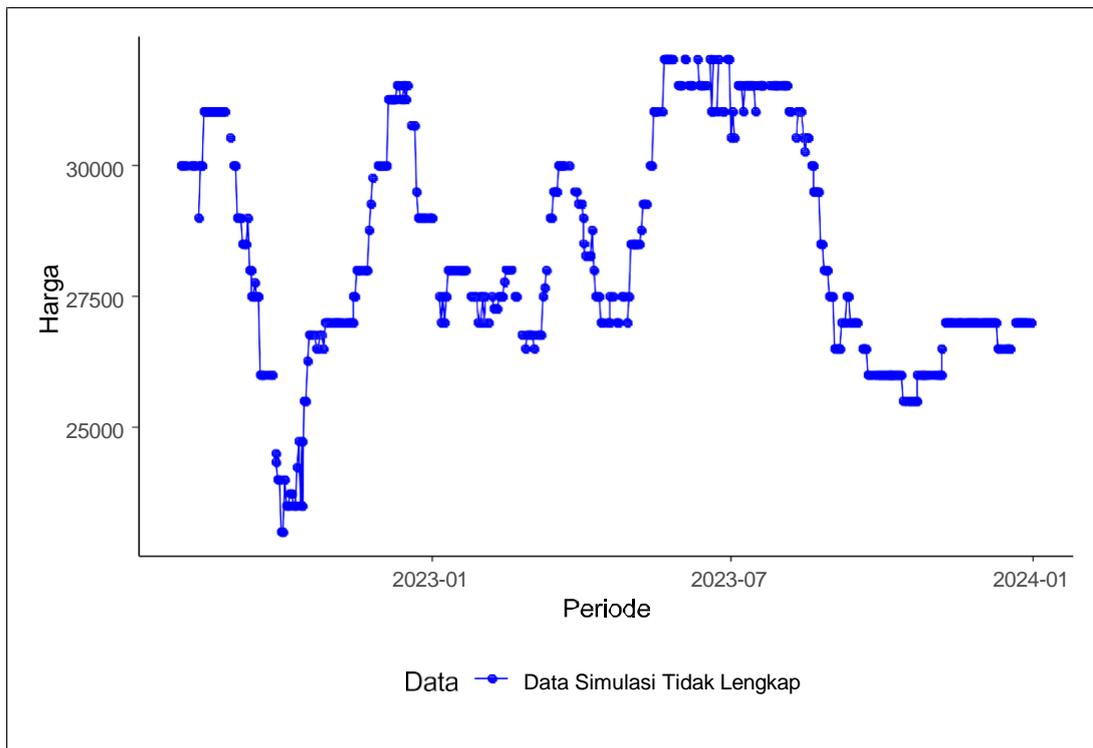
Gambar 12 Data Simulasi Lengkap

Gambar 12 menunjukkan data simulasi lengkap pada periode 1 Agustus 2019 sampai dengan 31 Desember 2023. Tahapan penanganan data hilang pada data non simulasi selanjutnya yaitu penghapusan data pada data simulasi yang disesuaikan dengan kondisi data non simulasi.

Adapun tahapan penanganan data hilang pada data non simulasi sebagai berikut :

a. Penghapusan Data pada Data Simulasi

Pada tahapan ini dilakukan penghapusan data pada data simulasi. Adapun penghapusan jenis data hilang disesuaikan dengan jenis data hilang pada data non simulasi dan keseluruhan data. Penghapusan data dilakukan sebesar 20% sesuai dengan presentase data hilang pada data non simulasi. Penghapusan data pada data simulasi disesuaikan dengan kondisi data pada data non simulasi sesuai jenis dan presentase data hilang. Oleh karena itu, jenis data hilang dan besarnya presentase data hilang menggambarkan keadaan data hilang dan presentase pada data non simulasi. Hasil penanganan data hilang pada data simulasi akan dapat diterapkan pada penanganan data hilang pada data non simulasi. Adapun hasil penghapusan data pada data simulasi ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 13 Data Simulasi Tidak Lengkap

Gambar 13 menunjukkan data simulasi yang telah melalui tahapan penghapusan data. Penghapusan data pada data simulasi ini bertujuan agar kondisi data pada data simulasi sama dengan kondisi data pada data non

simulasi. Tahapan setelah dilakukan penghapusan data simulasi yang disesuaikan dengan kondisi data non simulasi yaitu identifikasi jenis data hilang dan presentase pada data simulasi setelah penghapusan. Adapun tahapan identifikasi jenis data hilang dan presentase data hilang pada data simulasi sebagai berikut:

i. Identifikasi Jenis Data Hilang pada Data Simulasi

Tahapan pertama setelah penghapusan data pada data simulasi yakni identifikasi jenis data hilang. Adapun langkah pengujian jenis data hilang pada data simulasi setelah penghapusan sama dengan langkah pengujian jenis data hilang pada tahapan-tahapan sebelumnya. Hasil pengujian jenis data hilang pada data simulasi setelah penghapusan disajikan pada Tabel 6.

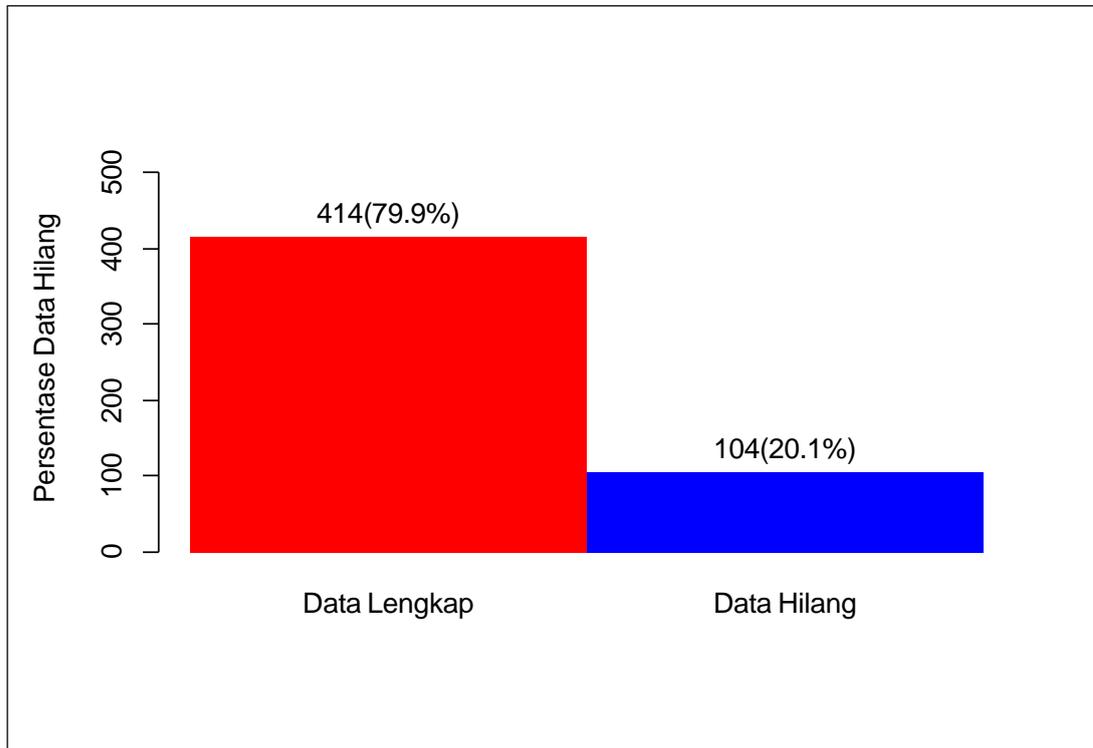
Tabel 6 Hasil Uji Little MCAR Data Simulasi

Uji Little MCAR	<i>p-value</i>	X^2	Deskripsi
Data non simulasi	0.127	2.33	Data hilang sepenuhnya acak

Tabel 6 menunjukkan hasil identifikasi jenis data hilang pada data simulasi setelah melalui tahapan penghapusan. Nilai *p-value* dan *chi square* menunjukkan bahwa data simulasi setelah penghapusan memiliki kondisi yang sama dengan data non simulasi. Data simulasi telah mengandung data hilang dengan jenis MCAR. Tahap selanjutnya ialah mengidentifikasi presentase data hilang pada data simulasi setelah penghapusan. T

ii. Identifikasi Presentase Data Hilang pada Data Simulasi

Tahapan ini bertujuan untuk mengetahui presentase data hilang pada data simulasi setelah penghapusan apakah sesuai dengan presentase data hilang data non simulasi atau tidak. Adapun hasil identifikasi presentase data hilang pada data simulasi disajikan pada Gambar 14



Gambar 14 Presentase Data Hilang Data Simulasi

Gambar 14 menunjukkan data simulasi setelah penghapusan mengandung data hilang sebesar 20,1%. Berdasarkan hasil identifikasi pada data simulasi setelah tahapan penghapusan menunjukkan bahwa data simulasi setelah penghapusan memiliki kondisi yang sama dengan data non simulasi.

Tahapan setelah penghapusan data yaitu penanganan data hilang. Dalam penanganan data hilang pada data simulasi digunakan dua metode penanganan data hilang yaitu metode *linear interpolation* dan metode SMA. Tahapan pertama dalam penanganan data hilang pada data simulasi ialah penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation*. Tahapan berikutnya yakni penanganan data hilang dengan metode SMA.

b. Penanganan Data Hilang pada Data Simulasi dengan Metode *Linear Interpolation*

Pada tahapan ini dilakukan penanganan data hilang pada data simulasi dengan metode *linear interpolation*. Penanganan data hilang metode *linear interpolation* pada penelitian ini menggunakan persamaan (4). Tahapan penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation*

disajikan dalam bentuk ilustrasi datahilang untuk periode 1 Agustus 2022 sampai dengan 10 Agustus 2022. Adapun data hilang disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7 Data Harga Telur Ayam (per Kg) Tidak Lengkap

No	Periode	Data awal (Rp.)
1	01/08/2022	30.000
2	02/08/2022	30.000
3	03/08/2022	30.000
4	04/08/2022	NA
5	05/08/2022	30.000
6	06/08/2022	NA
7	07/08/2022	30.000
8	08/08/2022	30.000
9	09/08/2022	NA
10	10/08/2022	28.500

Keterangan :

NA = data hilang

Berdasarkan Tabel 7 dilakukan pendugaan terhadap data hilang dengan menggunakan metode *linear interpolation*. Berdasarkan Tabel 4 data yang hilang terdapat pada periode 3 Agustus 2022, 4 Agustus 2022 dan 8 Agustus 2022. Adapun langkah-langkah perhitungan data hilang dengan metode *linear interpolation* sebagai berikut:

- i. Langkah pertama yaitu identifikasi titik data hilang.
Berdasarkan Tabel 6 data hilang berada pada nomor 3, 4, 8
- ii. Langkah selanjutnya ialah identifikasi jendela sekitar titik data hilang
Jendela terdekat yakni nomor 2 dan 5 serta nomor 7 dan 9
- iii. Tahapan perhitungan data hilang dengan metode *linear interpolation*

$$y_1 = (5 - 3) \times \frac{(30000 - 30000)}{5 - 3} + 30000 = 30000$$

$$y_5 = (5 - 4) \times \frac{(30000 - 30000)}{5 - 4} + 30000 = 30000$$

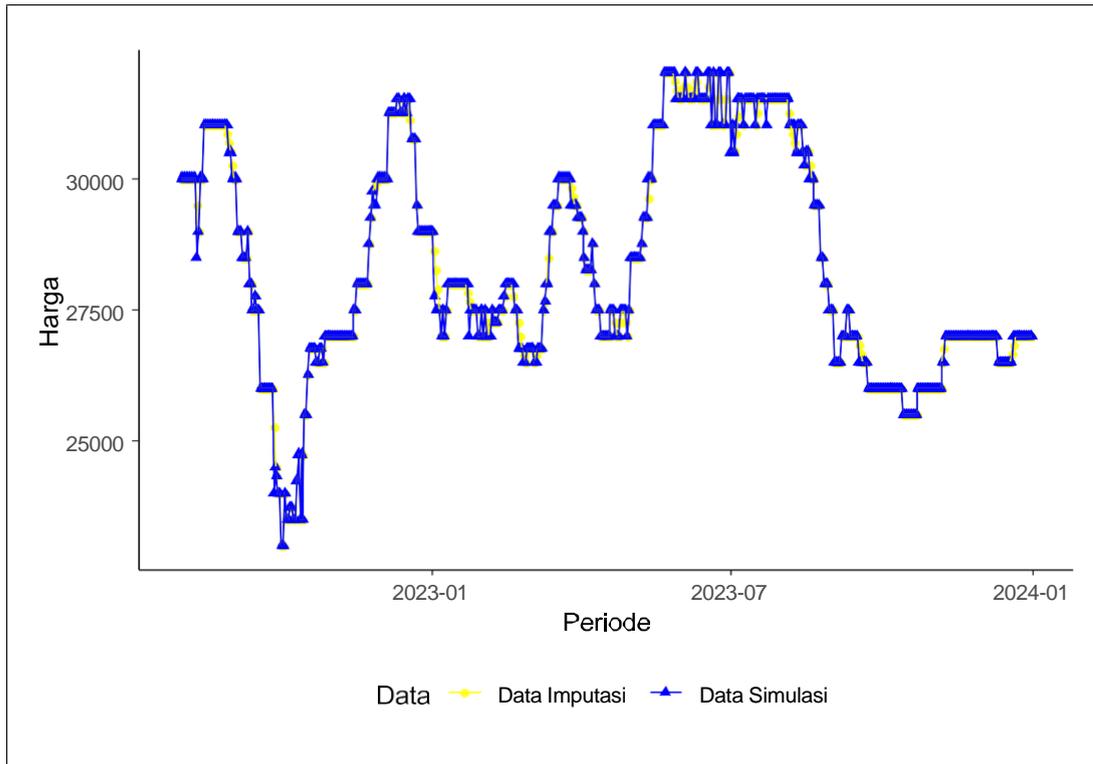
- iv. Penyajian data hasil penanganan dengan metode *linear interpolation*
Adapun hasil penanganan data hilang menggunakan metode *linear interpolation* ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8 Hasil Penanganan Data Hilang dengan *Linear Interpolation*

No	Periode	Data Awal (Rp.)	Hasil penanganan data hilang (Rp.)
1	01/08/2022	30.000	30.000
2	02/08/2022	30.000	30.000
3	03/08/2022	30.000	30.000
4	04/08/2022	NA	30.000
5	05/08/2022	30.000	30.000
6	06/08/2022	NA	30.000
7	07/08/2022	30.000	30.000
8	08/08/2022	30.000	30.000
9	09/08/2022	NA	29.250
10	10/08/2022	28.500	28.500

- v. Pengulangan sebanyak 1000 ulangan
Penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* dilakukan sebanyak 1000 ulangan. Hal ini bertujuan agar nilai yang dihasilkan konvergen .

Adapun hasil penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* pada data simulasi disajikan pada Gambar 15.



Gambar 15 Penanganan Data Hilang dengan *Linear Interpolation*

Padagambar 15 disajikan perbandingan data aktual pada data simulasi dengan data hasil imputasi berdasarkan metode penanganan data hilang dengan *linear interpolation*. Secara keseluruhan metode *linear interpolation* telah berkinerja dengan baik. Hal ini dikarenakan secara visual hasil imputasi mendekati data aktual pada data simulasi. Hal ini ditandai dengan berdampingannya data hasil imputasi dengan data aktual pada data simulasi. Oleh karena itu, berdasarkan perbandingan plot pada Gambar 15 dilakukan pengujian akurasi berdasarkan MAPE. Tahapan selanjutnya dilakukan penanganan data hilang dengan metode SMA.

c. Penanganan Data Hilang pada Data Simulasi dengan Metode *Simple Moving Average* (SMA)

Pada tahapan ini dilakukan penanganan data hilang pada data simulasi dengan metode SMA. Penanganan data hilang metode SMA pada penelitian ini menggunakan persamaan (5). Tahapan penanganan data hilang dengan metode SMA disajikan dalam bentuk ilustrasi data hilang untuk periode 1 Agustus 2022 sampai dengan 10 Agustus 2022 seperti pada

Tabel 7. Adapun langkah-langkah perhitungan data hilang dengan metode SMA sebagai berikut:

- i. Tahapan pertama ialah penentuan k
 Pada penanganan data hilang dengan SMA menggunakan $k=5$
- ii. Tahapan penanganan data hilang dengan metode SMA

$$M_3 = \frac{30000 + 30000 + 30000}{3} = 30000$$

$$M_4 = \frac{30000 + 30000 + 30000 + 30000 + 30000}{5} = 29687.50$$

$$M_8 = \frac{30000 + 30000 + 30000 + 30000 + 28500}{5} = 29687.50$$

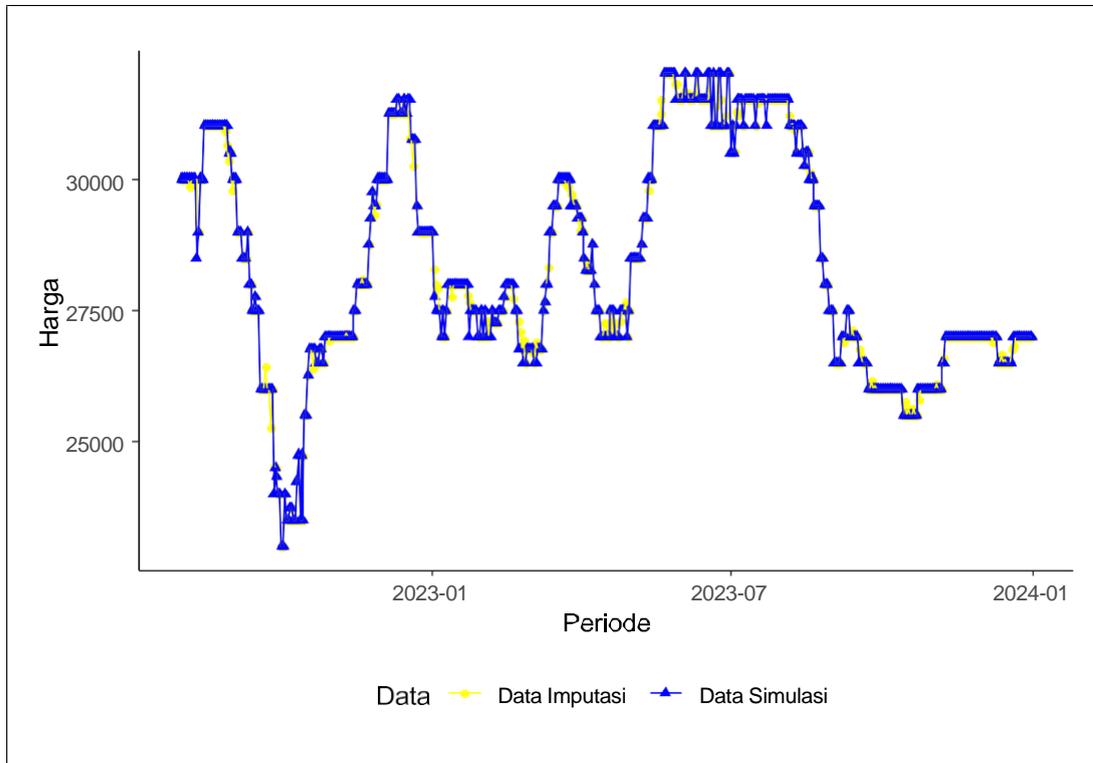
- iii. Penyajian data hasil penanganan data hilang dengan metode SMA.
 Adapun hasil penanganan data hilang dengan SMA disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9 Hasil Penanganan Data Hilang pada Data Simulasi dengan Metode SMA

No	Periode	Data awal (Rp.)	Hasil penanganan data hilang (Rp.)
1	01/08/2022	30.000	30000
2	02/08/2022	30.000	30.000
3	03/08/2022	30.000	30.000
4	04/08/2022	NA	30.000
5	05/08/2022	30.000	30.000
6	06/08/2022	NA	29.688
7	07/08/2022	30.000	30.000
8	08/08/2022	30.000	30.000
9	09/08/2022	NA	29.688
10	10/08/2022	28.500	28.500

- v. Pengulangan sebanyak 1000 ulangan
 Penanganan data hilang dengan metode *simple moving average* dilakukan sebanyak 1000 ulangan.

Tabel 9 menunjukkan data hilang yang sudah ditangani dengan metode SMA. Hasil penanganan data hilang dengan metode metode SMA disajikan pada Gambar 16.



Gambar 16 Penanganan Data Hilang dengan SMA

Padagambar 16 disajikan perbandingan data aktual pasda data simulasi dengan data hasil imputasi berdasarkan metode penanganan data hilang dengan SMA. Secara keseluruhan metode SMA telah berkinerja dengan baik. Hal ini dikarenakan secaravisual hasil imputasi mendekati data aktual pada data simulasi. Hal ini ditandai dengan berdampingannya data hasil imputasi dengan data aktual pada data simulasi. Oleh karena itu, berdasarkan perbandingan plot pada Gambar 15 dilakukan pengujian akurasi berdasarkan MAPE.

Tahapan setelah penanganan data hilang pada data simulasi yaitu mengevaluasi kinerja dari kedua metode penanganan data hilang tersebut. Tahapan ini dilakukan dengan menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari metode penanganan dengan metode *linear interpolation* dan metode SMA.

4.1.6 Evaluasi Metode Penanganan Data Hilang

Evaluasi hasil metode penanganan data hilang pada penelitian ini menggunakan MAPE untuk mengukur tingkat akurasi penanganan. Tahap pertama dalam evaluasi penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* dan metode SMA ialah menghitung presentase kesalahan dengan menggunakan MAPE.

Tahapan evaluasi ini dilakukan sebagai berikut:

- i. Perhitungan MAPE untuk metode *linear Interpolation*

Hasil penanganan data hilang pada data simulasi dengan metode *linear interpolation* sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{518} \left| \frac{30000 - 30000}{30000} + \frac{30000 - 30000}{30000} + \dots + \frac{27000 - 27000}{27000} \right| \times 100$$

$$MAPE = 0.005\%$$

- ii. Perhitungan MAPE untuk metode SMA

Hasil penanganan data hilang pada data simulasi dengan metode SMA sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{518} \left| \frac{30000 - 30000}{30000} + \frac{30000 - 30000}{30000} + \dots + \frac{27000 - 27000}{27000} \right| \times 100$$

$$MAPE = 0.007\%$$

- iii. Perbandingan hasil akurasi metode penanganan data hilang

Tahap selanjutnya ialah membandingkan nilai MAPE antar metode penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* dan metode SMA. Adapun hasil perhitungan nilai akurasi perbandingan hasil penanganan data hilang dengan menggunakan metode *linear interpolation* dan metode *simple moving average* disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10 Perbandingan Nilai MAPE

No	Metode Penanganan Data Hilang	Nilai MAPE
1	<i>Linear Interpolation</i>	0.005%
2	<i>Simple Moving Average</i>	0.007%

Berdasarkan Tabel 10 hasil penanganan data hilang dengan menggunakan metode *linear interpolation* dibandingkan dengan metode *simple moving average* menunjukkan perbedaan yang signifikan untuk nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Pada penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation*, diperoleh nilai MAPE sebesar 0.005%, sedangkan metode *simple moving average* menghasilkan nilai MAPE sebesar 0.007%. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa metode *linear interpolation* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam menangani data hilang dibandingkan dengan metode *simple moving average*. Nilai MAPE yang lebih kecil pada metode *linear interpolation* menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan lebih dekat dengan nilai sebenarnya, sehingga dapat diandalkan untuk analisis data lebih lanjut.

4.1.7 Pemilihan Metode Penanganan Data Hilang Terbaik

Berdasarkan evaluasi pada tahap sebelumnya diketahui bahwa nilai MAPE untuk penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* diperoleh nilai MAPE sebesar 0.005%, sedangkan untuk penanganan data hilang dengan metode *simple moving average* diperoleh nilai MAPE sebesar 0.007%. Metode penanganan data hilang terbaik akan dipilih berdasarkan nilai MAPE terkecil (mendekati nol). Oleh karena itu, dari hasil evaluasi yang telah dilakukan, maka penanganan data hilang yang akan digunakan ialah metode *linear interpolation*.

4.1.8 Penerapan Metode *Linear Interpolation* pada Data Non-Simulasi

Pada tahap sebelumnya, telah diperoleh bahwa metode penanganan data hilang terbaik ialah metode *linear interpolation*. Tahapan selanjutnya adalah penerapan metode *linear interpolation* untuk penanganan data hilang pada data non-simulasi. Adapun tahapan penanganan data hilang pada data non-simulasi sama seperti penanganan data hilang pada tahapan penanganan data hilang pada data simulasi. Tahapan penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* disajikan dalam bentuk ilustrasi data hilang untuk periode 1 Januari 2019 sampai dengan 10 Januari 2019. Adapun data hilang disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11 Data Harga Telur Ayam (per Kg) Tidak Lengkap

No	Periode	Data awal (Rp.)
1	01/01/2019	NA
2	02/01/2019	26.500
3	03/01/2019	26.000
4	04/01/2019	25.000
5	05/01/2019	NA
6	06/01/2019	NA
7	07/01/2019	25.500
8	08/01/2019	25.500
9	09/01/2019	26.000
10	10/01/2019	26.500

Berdasarkan Tabel 11 dilakukan pendugaan terhadap data hilang dengan menggunakan metode *linear interpolation*. Berdasarkan Tabel 4 data yang hilang terdapat pada periode 1 Januari 2019, 5 Januari 2019 dan 6 Januari 2019. Adapun langkah-langkah perhitungan data hilang dengan metode *linear interpolation* sebagai berikut:

- i. Langkah pertama yaitu identifikasi titik data hilang.
Berdasarkan Tabel 11 data hilang berada pada nomor 1,5 dan 6
- ii. Langkah selanjutnya ialah identifikasi jendela sekitar titik data hilang.
Berdasarkan Tabel 11 data hilang terjadi pada periode 1 Januari 2019, 5 Januari 2019 dan 6 Januari 2019. Pada periode 1 Januari 2019 karena tidak memiliki jendela atas (data sebelumnya) maka ditarik kesimpulan bahwa harga telur ayam ras pada periode tersebut sama dengan periode 2 Januari 2019. Data hilang pada periode 5 dan 6 Januari 2019 memiliki jendela pada periode 4 Januari 2019 dan 7 Januari 2019.
- iii. Tahapan perhitungan data hilang dengan metode *linear interpolation*

$$y_1 = y_2 = 26500$$

$$y_5 = (5 - 4) \times \frac{(25500 - 25000)}{7 - 4} + 25500 = 25166,67$$

$$y_6 = (6 - 4) \times \frac{(25500 - 25000)}{7 - 4} + 25500 = 25333,33$$

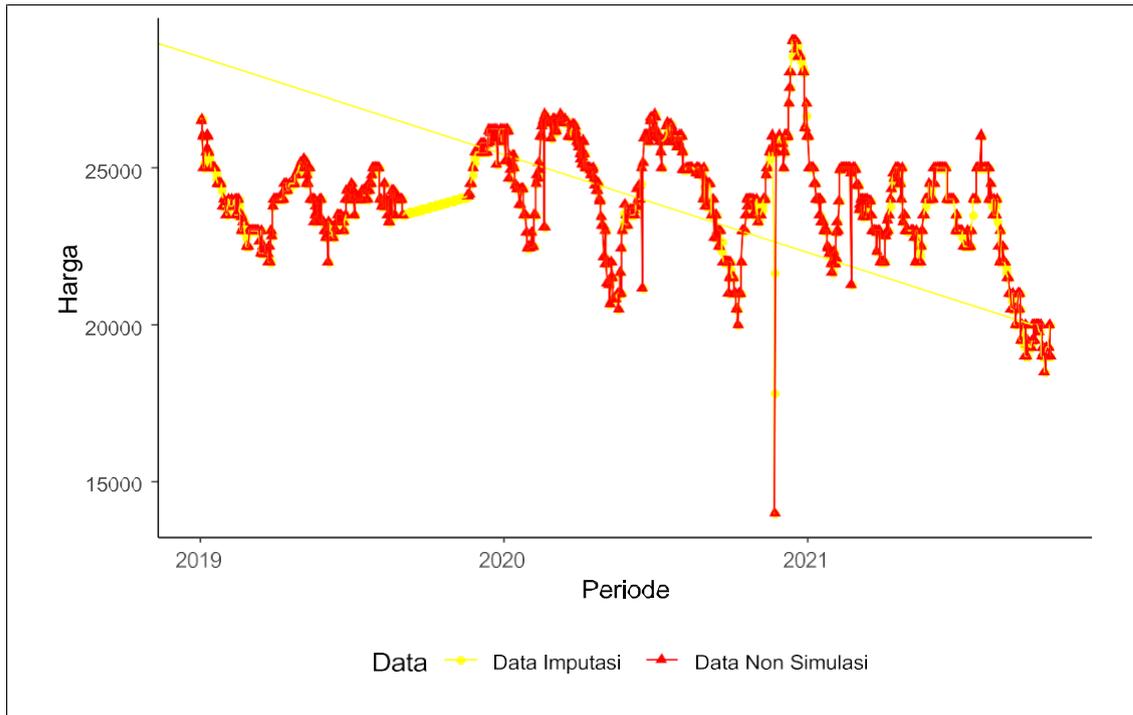
- v. Penyajian data hasil penanganan dengan metode *linear interpolation*
Adapun hasil penanganan data hilang menggunakan metode *linear interpolation* ditunjukkan pada Tabel 12.

Tabel 12 Hasil Penanganan Data Hilang pada Data Non Simulasi

No	Periode	Data awal (Rp.)	Hasil penanganan data hilang (Rp.)
1	01/01/2019	NA	26.500
2	02/01/2019	26.500	26.500
3	03/01/2019	26.000	26.000
4	04/01/2019	25.000	25.000
5	05/01/2019	NA	25.166.67
6	06/01/2019	NA	25.333.33
7	07/01/2019	25.500	25.500
8	08/01/2019	25.500	25.500
9	09/01/2019	26.000	26.000
10	10/01/2019	26.500	26.500

- vi. Pengulangan sebanyak 1000 ulangan
Penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* dilakukan sebanyak 1000 ulangan.

Adapun hasil penanganan data hilang pada data non simulasi dengan metode *linear interpolation* disajikan pada Gambar 17.



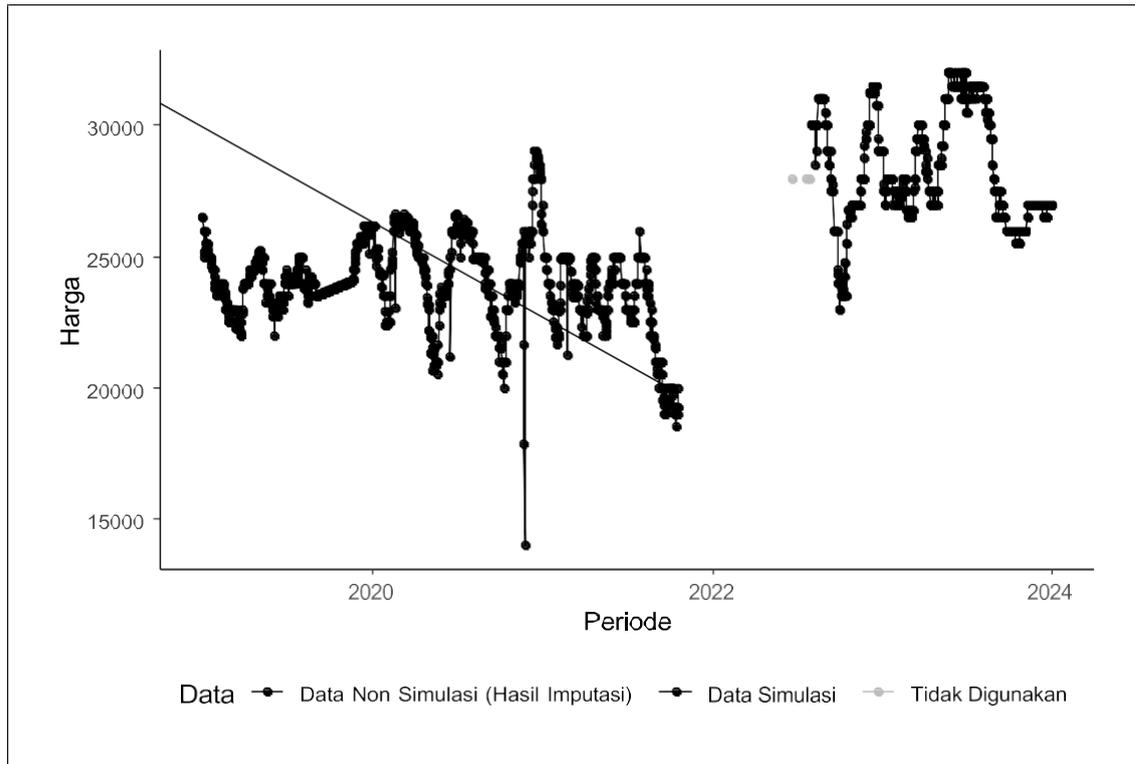
Gambar 17 Plot Hasil Penanganan Data Hilang pada Data Non-Simulasi

Gambar 17 mengilustrasikan plot hasil penanganan data hilang pada data non-simulasi. Gambar 17 menunjukkan pola fluktuasi harga yang berlangsung pada periode 1 Januari 2019 sampai dengan 20 Oktober 2021. Berdasarkan gambar 15 diketahui bahwa pola data hilang membentuk pola *linear*. Tahapan setelah diperoleh data lengkap yaitu peramalan. Pada penelitian ini peramalan harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor akan dilakukan dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average*.

4.2 Peramalan dengan Model *Autoregressive Integrated Moving Average*

4.2.1 Eksplorasi Data Lengkap

Eksplorasi data dilakukan dengan merubah data hasil penanganan data hilang dengan metode penanganan data hilang terbaik yakni menggunakan metode *linear interpolation* menjadi data deret waktu. Eksplorasi data bertujuan untuk memperoleh gambaran umum mengenai kestasioneran data secara visual. Hasil eksplorasi data ditunjukkan pada Gambar 18.



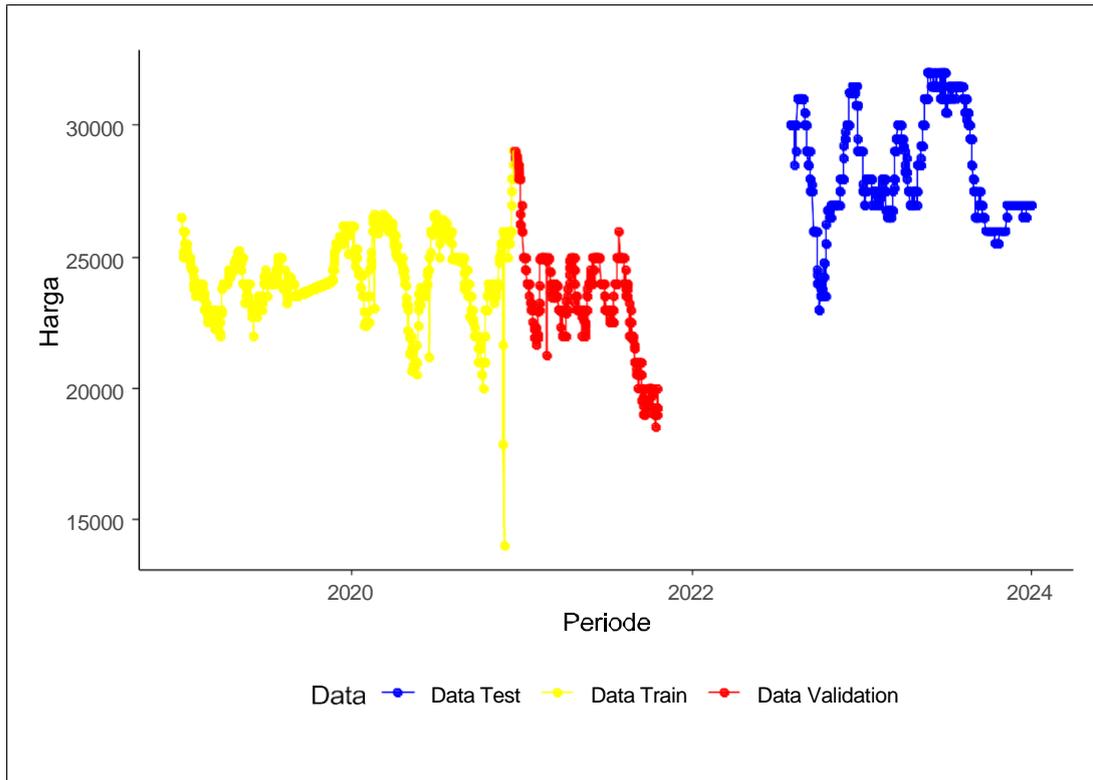
Gambar 18 Plot Data *Time Series*

Gambar 18 menunjukkan bahwa data harga telur ayam mengalami fluktuasi pada rentang waktu 1 Januari 2019 sampai dengan 20 Oktober 2021. Plot pada Gambar 19 lebih cenderung memiliki datarataan yang tidak tetap, atau terindikasi data tidak stasioner terhadap rata-rata. Sebelum melakukan peramalan langkah pertama yaitu membangun model berdasarkan data *train*. Model yang terbentuk selanjutnya akan diimplementasikan pada data *validation* untuk mengevaluasi akurasi model terhadap hasil peramalan.

4.2.2 Tahapan Peramalan ARIMA

a. Pembagian Data

Pada tahapan peramalan dengan ARIMA, data harga telur ayam dari periode 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Desember 2023 akan dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data *train*, *data validation*, dan data *test*. Bentuk pembagian data pada tahapan peramalan disajikan pada Gambar 19.



Gambar 19 Pembagian Data

Berdasarkan Gambar 19 warna hitam menunjukkan data *validation*, warna birumenggambarkan data *train*, dan warna ungu menggambarkan data *test*. Adapun bentuk pembagian data ini dibagi untuk data *train* dengan periode waktu 1 Januari 2019 sampai dengan 16 Desember 2020 sebanyak 716 data. Sementara itu, untuk data *validation* dimulai pada periode 17 Desember 2020 sampai dengan 20 Oktober 2021 sebanyak 308 data. Tahapan selanjutnya adalah pengujian kestasioneran terhadap data *train*.

b. Uji Kestasioneran

Suatu data yang terindikasi tidak stasioner dalam rata-rata memerlukan suatu uji formal untuk melihat kestasionerannya, dalam penelitian ini pengujian dilakukan dengan uji *Augmented Dickey Fuller (ADF Test)*. Ketika hasil uji menunjukkan bahwa data tidak stasioner maka tahap selanjutnya ialah dilakukan *differencing*. Setelah melalui proses *differencing*, selanjutnya kembali dilakukan pengujian kestasioneran.

Adapun Hasil uji kestasioneran pada penelitian ini disajikan pada Tabel 13.

Tabel 13 Uji Kestasioneran

Uji Kestasioneran	<i>P-value</i>	Deskripsi
Pada level I (0)	0.23*	Tidak Stasioner
<i>Difference I</i> (1)	0.01**	Stasioner

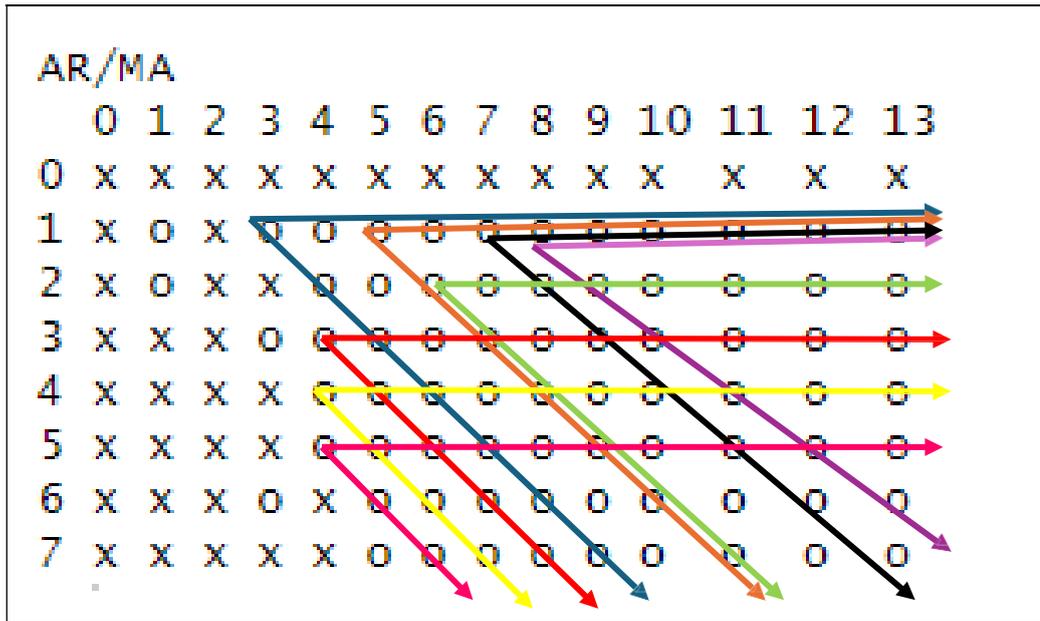
Keterangan :

**Signifikan dengan batas taraf 5%

Berdasarkan Tabel 13, data yang diuji pada level ternyata tidak stasioner karena *p-value* yang dihasilkan lebih besar dari batas taraf signifikan. Data yang tidak stasioner padarataan maka perlu dilakukan *differencing* hingga data menjadi stasioner terhadap rataaan. Berdasarkan Tabel 13, *differencing* pada data harga telur ayam hanya dilakukan satu kali. Pada *differencing* pertama data sudah langsung stasioner terhadap rataaan dengan menghasilkan *p-value* lebih kecil dari taraf signifikan.

c. Penentuan Ordo ARIMA

Identifikasi ordo ARIMA pada penelitian ini dilakukan dengan mengidentifikasi pola EACF. Berdasarkan pola EACF yang dihasilkan dapat dijadikan kandidat model tentatif. Model tentatif yang digunakan pada tahapan ini melalui tahapan *differencing*, karena sebelumnya data sudah di *differencing* sehingga data stasioner pada data rataaan. Adapun hasil dari pola EACF disajikan pada Gambar 20.



Gambar 20 Pola EACF

Gambar 20 menunjukkan pola-pola EACF yang terbentuk diperoleh model-model tentatif. Model tentatif yang terbentuk terdapat sebanyak 8 model. Adapun model ARIMA yang terbentuk sebagai berikut:

- a. ARIMA (1,1,3) ditunjukkan dengan garis warna biru,
 - b. ARIMA (1,1,5) ditunjukkan dengan garis warna oren,
 - c. ARIMA (1,1,7) ditunjukkan dengan garis warna hitam,
 - d. ARIMA (1,1,8) ditunjukkan dengan garis warna ungu,
 - e. ARIMA (2,1,6) ditunjukkan dengan garis warna hijau,
 - f. ARIMA (3,1,4) ditunjukkan dengan garis warna merah,
 - g. ARIMA (4,1,4) ditunjukkan dengan garis warna kuning,
 - h. ARIMA (5,1,4) ditunjukkan dengan garis warna merah muda.
- d. Penentuan Ordo ARIMA

Setelah model tentatif diperoleh, langkah selanjutnya yaitu dilakukan pendugaan terhadap parameter model. Pendugaan parameter model ARIMA ini dilakukan dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Hasil dari pendugaan parameter disajikan pada Tabel 14.

Tabel 14 Pendugaan Parameter

Model	Pendugaan Parameter
ARIMA (1,1,3)	$Y_t = Y_{t-1} + 0.0228(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \epsilon_t - 0.2809\epsilon_{t-1} - 0.1121\epsilon_{t-2} - 0.1193\epsilon_{t-3}$
ARIMA (1,1,5)	$Y_t = Y_{t-1} - 0.1198(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \epsilon_t + 0.1381\epsilon_{t-1} - 0.1538\epsilon_{t-2} - 0.1417\epsilon_{t-3} - 0.0246\epsilon_{t-4} + 0.0286\epsilon_{t-5}$
ARIMA (1,1,7)	$Y_t = Y_{t-1} + 0.8389(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \epsilon_t - 1.1005\epsilon_{t-1} + 0.0959\epsilon_{t-2} - 0.0268\epsilon_{t-3} + 0.0041\epsilon_{t-4} + 0.0352\epsilon_{t-5} + 0.0301\epsilon_{t-6} + 0.0324\epsilon_{t-7}$
ARIMA (1,1,8)	$Y_t = Y_{t-1} - 0.4537(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \epsilon_t + 0.1960\epsilon_{t-1} - 0.24038\epsilon_{t-2} - 0.1882\epsilon_{t-3} - 0.0724\epsilon_{t-4} + 0.0134\epsilon_{t-5} + 0.0020\epsilon_{t-6} + 0.0160 + 0.0560$
ARIMA (2,1,6)	$Y_t = Y_{t-1} - 0.0044(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + 0.7785(Y_{t-2} - Y_{t-3}) + \epsilon_t - 0.2568\epsilon_{t-1} - 0.9058\epsilon_{t-2} + 0.0715\epsilon_{t-3} + 0.0794\epsilon_{t-4} + 0.1210\epsilon_{t-5} + 0.0329\epsilon_{t-6}$
ARIMA (3,1,4)	$Y_t = Y_{t-1} - 0.1349(Y_{t-1} - Y_{t-2}) - 0.0713(Y_{t-2} - Y_{t-3}) - 0.0609(Y_{t-3} - Y_{t-4}) + \epsilon_t - 0.1228\epsilon_{t-1} - 0.0855\epsilon_{t-2} - 0.0985\epsilon_{t-3} - 0.0519\epsilon_{t-4}$
ARIMA (4,1,4)	$Y_t = Y_{t-1} + 0.5889(Y_{t-1} - Y_{t-2}) - 0.2343(Y_{t-2} - Y_{t-3}) + 0.9169(Y_{t-3} - Y_{t-4}) - 0.4854(Y_{t-4} - Y_{t-5}) + \epsilon_t - 0.8458\epsilon_{t-1} + 0.2569\epsilon_{t-2} - 1.0211\epsilon_{t-3} + 0.7439\epsilon_{t-4}$
ARIMA (5,1,4)	$Y_t = Y_{t-1} + 0.5867(Y_{t-1} - Y_{t-2}) - 0.2338(Y_{t-2} - Y_{t-3}) + 0.8933(Y_{t-3} - Y_{t-4}) - 0.4763(Y_{t-4} - Y_{t-5}) - 0.0016(Y_{t-5} - Y_{t-6}) + \epsilon_t - 0.8423\epsilon_{t-1} + 0.2574\epsilon_{t-2} - 1.0035\epsilon_{t-3} + 0.7322\epsilon_{t-4}$

Tabel 14 menunjukkan hasil pendugaan parameter yang diperoleh dengan metode *Maximum Likelihood Estimation*. Pada tahap selanjutnya akan dilakukan pemilihan model terbaik.

e. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik pada penelitian ini didasarkan kepada nilai BIC terkecil dari keseluruhan model yang terbentuk. Adapun hasil perbandingan untuk setiap parameter model disajikan pada Lampiran 3. Berdasarkan Lampiran 3 ditunjukkan bahwa model terbaik yaitu model ARIMA(1,1,3) karena menghasilkan nilai BIC paling kecil yakni sebesar 11287.45. Model terbaik yang akan digunakan menghasilkan model ARIMA (1,1,3) dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Y_t = Y_{t-1} + 0.0228(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \epsilon_t - 0.2809\epsilon_{t-1} - 0.1121\epsilon_{t-2} - 0.1193\epsilon_{t-3}$$

Berdasarkan model diatas Y merupakan harga telur ayam pada waktu ke t .

f. Uji Diagnostik

Langkah selanjutnya ialah pemeriksaan diagnostik terhadap model ARIMA (1,1,3) sebagai model terpilih. Pemeriksaan diagnostik dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* yang bertujuan memeriksa keberadaan autokorelasi dalam residual. Jika hasil uji *Ljung-Box* menunjukkan bahwa residual adalah *white noise*, maka model dianggap telah berhasil mengatasi struktur data dengan baik. Adapun hasil dari pemeriksaan diagnostik disajikan pada Tabel 15.

Tabel 15 Hasil Uji *White Noise*

Model	Sisaan			Kesimpulan
	Lag	<i>p-value</i>	Keputusan	
ARIMA (1,1,3)	5	0.9274956	Terima H_0	<i>White noise</i>
	10	0.7754090		
	15	0.7841631		
	20	0.9352204		
	25	0.9587329		
	30	0.9914599		

Berdasarkan Tabel 15 model tersebut memperoleh data *p-value* lebih besar dari 0.05. Hal ini menunjukkan bahwa model bersifat *white noise*. Tahapan selanjutnya ialah peramalan pada data *train* dengan menggunakan model ARIMA (1,1,3).

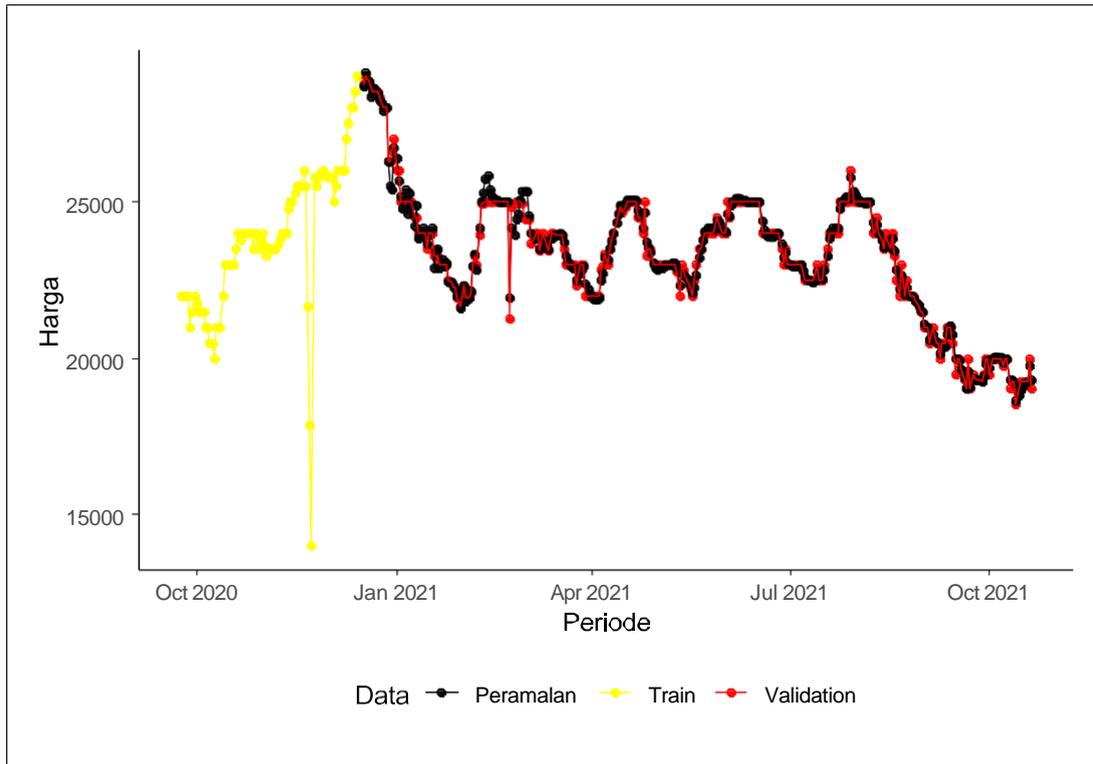
4.2.3 Peramalan dengan Model ARIMA Terbaik

Peramalan akan dilakukan dengan ordo ARIMA terpilih, yaitu ARIMA (1,1,3). Model ARIMA (1,1,3) dipilih berdasarkan analisis data sebelumnya. Proses peramalan ini akan melibatkan penerapan model ARIMA (1,1,3) pada data harga telur ayam ras untuk menghasilkan harga di masa yang akan datang, yang kemudian akan dievaluasi untuk memastikan akurasinya. Adapun hasil peramalan menggunakan model ARIMA (1,1,3) disajikan pada Tabel 16.

Tabel 16 Hasil Peramalan ARIMA (1,1,3)

No	Periode	Hasil Peramalan (Rp.)
1	17/12/2020	28.647,93
2	18/12/2020	29.101,11
3	19/12/2020	28.831,86
4	20/12/2020	28.360,94
⋮	⋮	⋮
305	18/10/2021	19.250,29
306	19/10/2021	19.776,24
307	20/10/2021	19.296,11

Tabel 16 menunjukkan hasil peramalan dengan model ARIMA (1,1,3) yang memiliki pola perubahan harga yang tidak terlalu signifikan. Hal ini terlihat dari pola fluktuasi yang tidak berbeda jauh setiap periode waktunya. Adapun pola hasil peramalan menggunakan model ARIMA (1,1,3) dapat dilihat pada Gambar 21.

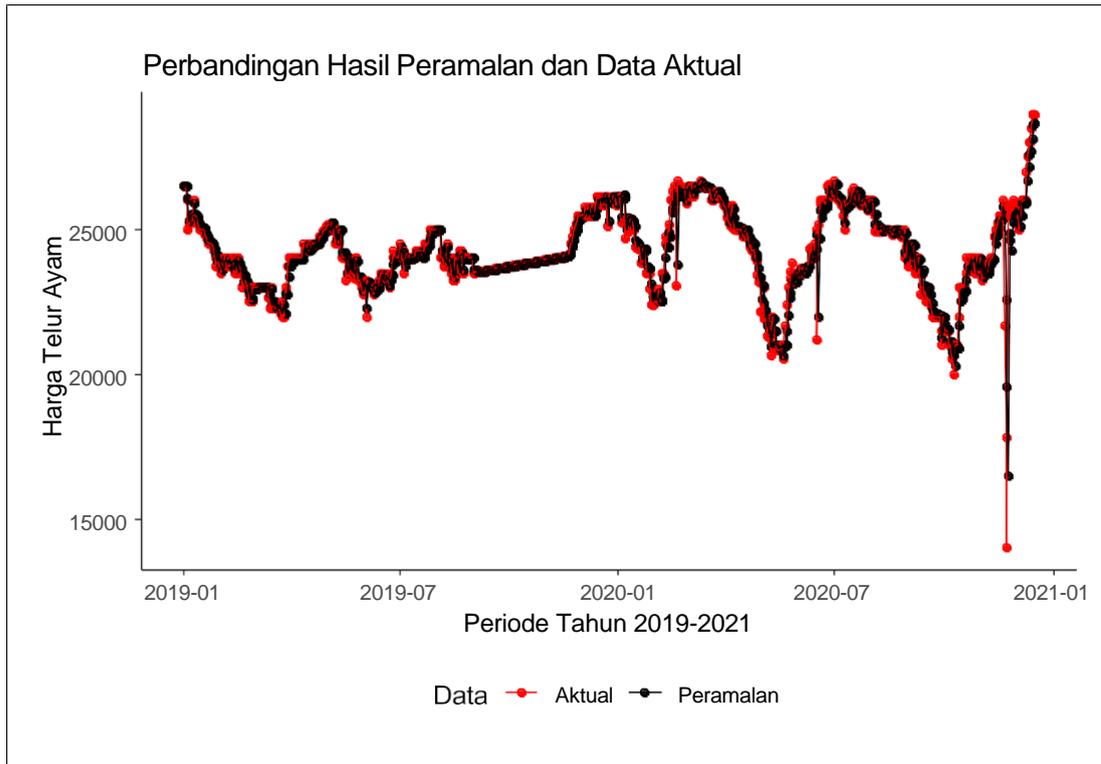


Gambar 21 Hasil Peramalan ARIMA (1,1,3)

Gambar 21 menunjukkan hasil perbandingan peramalan dengan data *validation*. Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, menunjukkan bahwa hasil peramalan model ARIMA (1,1,3) sangat mengikuti pola data *validation*. Hal ini berarti bahwa akurasi peramalan sangat baik atau model ARIMA (1,1,3) berkinerja sangat baik. Tahapan selanjutnya setelah diperoleh hasil evaluasi yang didasarkan pada plot perbandingan, yaitu evaluasi kinerja model ARIMA (1,1,3) dengan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

4.2.4 Evaluasi Hasil Peramalan

Pada tahapan ini dilakukan evaluasi kinerja model ARIMA (1,1,3). Adapun ukuran akurasi yang digunakan yaitu MAPE. Hasil evaluasi tersebut disajikan dalam bentuk plot perbandingan data aktual dengan hasil peramalan. Hasil evaluasi tersebut disajikan pada Gambar 22.



Gambar 22 Perbandingan Hasil Peramalan dengan Data Aktual

Gambar 22 menunjukkan pola hasil peramalan model ARIMA (1,1,3) memiliki polayang tidak jauh berberdadengan poladataaktual. Oleh karenaitu, dapat disimpulkan bahwamodel ARIMA(1,1,3) cukup baik dalam meramalkan data harga telur ayam ras. Selain itu, untuk mengukur ketepatan model ARIMA (1,1,3) pada penelitian ini digunakan MAPE untuk mengukur ketepatan akurasi peramalan. Adapun hasil peramalan harga telur ayam ras dapat disajikan pada Tabel 17.

Tabel 17 Perbandingan Data Aktual dan Hasil Peramalan

No	Periode	Harga (Rp.)	Hasil Peramalan (Rp.)
1	17/12/2020	28.750	28.647,93
2	18/12/2020	29.000	29.101,11
3	19/12/2020	28.833,33	28.831,86
4	20/12/2020	28.666,67	28.360,94
5	21/12/2020	28.500	28.477,9
6	22/12/2020	28.500	28.620,85
7	23/12/2020	28.500	28.433,01
⋮	⋮	⋮	⋮
302	15/10/2021	19.250	18.989,30
303	16/10/2021	19.250	19.105,78
304	17/10/2021	19.250	19.195,81
305	18/10/2021	19.250	19.250,29
306	19/10/2021	20.000	19.776,24
307	20/10/2021	19.000	19.296,11

Tahapan selanjutnya yaitu perhitungan nilai MAPE yang berdasarkan Tabel 17.

Adapun perhitungan MAPE sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{307} \left| \frac{28750 - 28647.93}{28750} + \frac{29000 - 29101.11}{29000} + \dots + \frac{19000 - 19296.11}{19000} \right| \times 100$$

$$MAPE = 0.601\%$$

Berdasarkan nilai MAPE yang telah diperoleh yaitu sebesar 0.601%. Hal ini menunjukkan bahwa akurasi dari model peramalan ARIMA (1,1,3) sangat baik.

Tahapan selanjutnya model ARIMA (1,1,3) digunakan pada peramalan data akhir.

4.2.5 Peramalan Akhir

Pada tahapan peramalan akhir dilakukan peramalan pada data *test*. Model peramalan yang digunakan sama dengan model peramalan pada tahapan-tahapan sebelumnya (peramalan pada data *train*). Peramalan akhir dilakukan untuk meramalkan harga telur ayam ras untuk 30 hari kedepan. Adapun hasil peramalan disajikan pada Tabel 18.

Tabel 18 Hasil Peramalan ARIMA (1,1,3) pada data *Test*

Periode	Harga (Rp)
1 Januari 2024	27.005,61
2 Januari 2024	27.008,37
3 Januari 2024	27.010,14
4 Januari 2024	27.011,72
5 Januari 2024	27.013,11
⋮	⋮
28 Januari 2024	27.023,26
29 Januari 2024	27.023,34
30 Januari 2024	27.023,41

Tabel 18 menunjukkan hasil peramalan harga telur ayam ras untuk 30 hari kedepan. Hasil peramalan tersebut menunjukkan kenaikan harga telur ayam ras, akan tetapi kenaikan tersebut tidak terlalu signifikan. Rata-rata kenaikan harga tersebut sekitar 0.0023%. Presentase kenaikan tersebut termasuk ke dalam kategori tidak terlalu besar, tetapi jika kenaikan ini berlangsung secara terus menerus dapat berdampak pada menurunnya daya beli masyarakat. Oleh karena itu, diperlukan adanya pengendalian harga telur ayam ras di Kabupaten/Kota Bogor.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil perbandingan metode penanganan data hilang dan peramalan harga telur ayam ras Kabupaten/Kota Bogor dapat disimpulkan bahwa:

1. Penanganan data hilang dengan metode *linear interpolation* lebih baik dibandingkan dengan metode *single moving average*.
2. Evaluasi akurasi metode penanganan data hilang berdasarkan *Mean Absolute Percentage Error*. Nilai *Mean Absolute Percentage Error* pada metode *linear interpolation* sebesar 0.005%. Hal ini berarti metode *linear interpolation* berkinerja sangat baik dalam penanganan data hilang.
3. Model peramalan yang terbaik yaitu model ARIMA (1,1,3). Peramalan harga telur ayam ras untuk periode 30 hari, menunjukkan polatrend *positive* atau harga telur ayam ras cenderung mengalami kenaikan.
4. Evaluasi hasil peramalan diperoleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* sebesar 0.601%. Hal ini berarti peramalan dengan model ARIMA (1,1,3) sangat baik.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat diusulkan berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh antara lain:

1. Penelitian selanjutnya, disarankan untuk mempertimbangkan metode penanganan data hilang yang lebih kompleks dan mampu menangkap dinamika serta pola historis dalam data, seperti penggunaan model *time series* atau *machine learning*.
2. Bagi pemerintah juga perlu meningkatkan pengumpulan dan pengolahan data yang lebih baik untuk mengurangi data hilang dan memastikan kualitas data yang lebih tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Afridar, H., Gunawan., Andriani, W. 2022. Penerapan Metode ARIMA untuk Memprediksi Harga Komoditi Bawang Merah di Kota Tegal. *IJIR*. **3(2)**:18-29
- Agustini, R., Hajarisman, N., Sunendiari, S. 2018. Kriteria Pemilihan Model Peramalan Terbaik Berdasarkan Kriteria Informasi. *Jurnal Prosiding Statistika*. **4(1)**. <https://doi.org/10.31102/agrosains.2017.4.2.1-10>
- Aksan, I., Nurfadilah, K. 2020. Aplikasi Metode ArimaBox-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*. **2(1)**:5-10. <https://doi.org/10.31605/jomta.v2i1.749>
- Al'afi, A. M., Widiarti, W., Kurniasari, D., Usman, M., 2020. Peramalan Data *Time Series Seasonal* Menggunakan Metode Analisis Spektral. *Jurnal Siger Matematika*. **1(1)**:10-15, <http://dx.doi.org/10.23960%2Fjism.v1i1.2484>
- Asriawan., Permata, S. U., Fausan, M. I. 2022. Pendekatan Univariate Time Series Modeling untuk Prediksi Kuartalan Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Pasca Vaksinasi COVID-19. *JAMBURA: Journal of Mathematics*. **4(1)**, 86-103. <https://doi.org/10.34312/jjom.v4i1.11717>
- Bahfein, E. Z. N., Sugianingsih, N. M. W., Sinaga, M. O. 2023. Penerapan Metode Peramalan Arima Box-Jenkins Pada Harga Penutupan Harian Saham Alphabet Inc. *Seminar Nasional Inovasi Vokasi*, 2, 394-405. Retrieved from <https://prosiding.pnj.ac.id/sniv/article/view/439>
- Daratullaila., Sari, R. P. 2023. Prediksi Jumlah Kejahatan di Indonesia Dengan Metode *Autoregressive Integrate Moving Average* (ARIMA). *Jurnal Gamma-Pi*. **5(2)**:60-67. <https://doi.org/10.33059/gamma-pi.v5i2.9523>
- Deviana, S., Nusyirwan., Azis, D., Ferdis, P. 2021. Analisis Model *Autoregressive Integrated Moving Average*. Data Deret Waktu dengan Metode Momen Sebagai Parameter Estimasi. *Jurnal Siger Matematika*. **2(2)**:57-67. <https://dx.doi.org/10.23960%2Fjism.v2i2.2812>
- Faisal, A., Yulianto, K.M. 2023. Analisis *random walk* saham ANTM di Bursa Efek Indonesia selama Covid-19. *Jurnal Mediastima*. **29(1)**:1-8. <https://doi.org/10.55122/mediastima.v29i1.674>
- Habsari., H.D.P., Purnamasari., I., Yuniarti., D. 2020. Peramalan Menggunakan Metode *Double Exponential Smoothing* dan Verifikasi Hasil Peramalan Menggunakan Grafik Pengendali *Tracking Signal*. *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. **14(1)**: 13-22. <https://doi.org/10.30598/barekengvol14iss1pp013-22>

- Hyndman, R. J., Athanasopoulos, G. 2018. *Forecasting: principles and practice* (2nd ed.). OTexts. [diakses pada 9 Juli 2024]
- Ismail, M. R., Zain., A., Jamaludin., Dewantoro., F., Pratiwi., D. 2023. Perhitungan Data Curah Hujan yang Hilang dengan Menggunakan Metode Interpolasi Linier. *Jurnal Teknik Sipil*. **4(2)**:60-66. <https://doi.org/10.33365/sendiv4i02.5023>
- Kurniawan., A.C., Silalahi., I.R. 2023. Peramalan Permintaan Kargo Udara Dengan Metode Siklis dan Metode Tren Siklis serta Usulan Jumlah Karyawan di Bandara Internasional Kualanamu. *Jurnal Logistik*. **16(1)**: 54-71. DOI:[10.21009/logistik.v16i01.35509](https://doi.org/10.21009/logistik.v16i01.35509)
- Little, R. J. A., Rubin, D. B. 2019. *Statistical Analysis with Missing Data* (3rd ed.). Wiley. [diakses pada 11 Juli 2024]
- Maulana, H. A. (2018). Pemodelan Deret Waktu dan Peramalan Curah Hujan Pada Dua Belas Stasiun di Bogor. *Jurnal Matematika, Statistika, & Komputasi*. **13(1)**, 50-63. DOI:[10.20956/jmsk.v15i1.4424](https://doi.org/10.20956/jmsk.v15i1.4424)
- Mukron, M. H., I. Susianti., F. Azzahra., 2021. Peramalan Indeks Harga Konsumen Indonesia Menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average*. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*. **6(1)**: 20-25.
- Muslihin, K.R.A., Ruchjana. B.N. 2023. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) untuk Peramalan Tingkat Inflasi di Indonesia. *Journal of Mathematics and Its Applications*. **20(2)**:209-218. <https://dx.doi.org/10.12962/limits.v20i2.15098>
- Nikfalazar, S., Yeh, C-H., Bedingfield, S., Khorshidi, H. A. (2020). Missing data imputation using decision trees and fuzzy clustering with iterative learning. *Knowledge and Information Systems*, **62**, 2419-2437. <https://doi.org/10.1007/s10115-019-01427-1>
- Nugraha, J. 2017. Metode *Maximum Likelihood* Dalam model Pemilihan Diskrit. Yogyakarta. Universitas Islam Indonesia. [diakses 27 Mei 2024]
- Putri, A.N., Wardhani, A.K. 2020. Penerapan Metode *Simple Moving Average* untuk Peramalan Harga Cabai Rawit Hijau. *Indonesian Journal of Technology, Informatics and Science*, **2(1)**. DOI [10.31102/zeta.2023.8.2.47-54](https://doi.org/10.31102/zeta.2023.8.2.47-54)
- Ramadhan., R.H., Yusman., R., Pranoto., G.T. 2022. *Comparison of Simple Moving Average Models to Identify The Best Model for Predicting Flood Potential Based on The Normalized Difference Water Index*. *Jurnal Informatika dan Sains*. **5(2)**:99-105
- Rubin, D, B. 2020. *Causal Inference Using Potential Outcomes: Design, Modeling, Decisions*. Chapman and Hall/CRC. [diakses pada 11 Juli 2024]

- Sadik, K. 2015. *Diagnostik Model Uji Ljung-Box-Pierce*. Departemen Statistika IPB. 1 - 2.
- Sarifah, L., Kamilah, S., Khotijah, S. 2023. Penerapan Metode *Simple Moving Average* dalam Memprediksi Penduduk Miskin pada Perencanaan Pembangunan Daerah Kabupaten Pamekasan. *Zeta : Math Journal*, 8(2). DOI 10.31102/zeta.2023.8.2.47-54
- Sistem Informasi Pasar Online Ternak Nasional. 2024. Harga Telur Ayam Ras Kabupaten/Kota Bogor. <https://simponiternak.peternakan.go.id/harga-daerah.php>. [diakses 15 Mei 2024]
- Sorlury, F.N., Mongi, C.E., Nainggolan. N. 2022. Penggunaan Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* untuk Meramalkan Data Tukar Petani (NTP) di Provinsi Sulawesi Utara. *Jurnal Matematika dan Aplikasi*. 11(1):59-56
- Sumertajaya, I.M., Rohaeti. E., Wigena, A.H., Sadik, K. 2023. *Vector Autoregressive-Moving Average Imputation Algorithm for Handling Missing Data in Multivariate Time Series*. *IAENG International Journal of Computer Science*. 5(2):727-735
- Usman, H. Huda., N., Projo. N. W. K. 2022. *Ekonometrika Untuk Analisis Ekonomi, Keuangan, Dan Pemasaran Syariah (Data Cross Section)*. Penerbit Kencana. <https://books.google.co.id/books?id=cYdjEAAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=id#v=onepage&q&f=false>. [diakses 24 Mei 2024]
- Wei, W. W. S. 2019. *Deret waktu Analysis Univariate and Multivariate Methods: Classic Version*. USA: Pearson Education-Wesley [diakses 22 Mei 2024]
- Yusra, I. 2019. *A Theoretical Model For The Cross Section Of The Liquidity, Firm Size, Earnings Volatility, And Leverage In Indonesia*. *Jurnal Apresiasi Ekonomi*. 7(3):324-337. DOI:10.31846/jae.v7i3.238

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data HargaTtelur Ayam Ras Kabupaten/Kota

Periode	Harga
01/01/2019	#N/A
02/01/2019	26500
03/01/2019	26000
04/01/2019	25000
05/01/2019	#N/A
06/01/2019	#N/A
07/01/2019	25500
08/01/2019	25500
09/01/2019	26000
10/01/2019	25500
11/01/2019	25500
12/01/2019	#N/A
13/01/2019	#N/A
14/01/2019	25000
15/01/2019	25000
16/01/2019	25000
17/01/2019	25000
18/01/2019	25000
19/01/2019	#N/A
20/01/2019	#N/A
21/01/2019	24500
22/01/2019	24500
23/01/2019	24500
24/01/2019	24500
25/01/2019	24500
26/01/2019	#N/A
27/01/2019	#N/A
28/01/2019	23750
29/01/2019	24000
30/01/2019	23750

Periode	Harga
30/01/2019	23750
31/01/2019	23750
01/02/2019	23500
02/02/2019	#N/A
03/02/2019	#N/A
04/02/2019	24000
05/02/2019	#N/A
06/02/2019	23750
07/02/2019	24000
08/02/2019	23750
09/02/2019	#N/A
10/02/2019	#N/A
11/02/2019	24000
12/02/2019	23500
13/02/2019	24000
14/02/2019	23500
15/02/2019	24000
16/02/2019	#N/A
17/02/2019	#N/A
18/02/2019	23500
19/02/2019	23000
20/02/2019	23400
21/02/2019	23250
22/02/2019	23250
23/02/2019	#N/A
24/02/2019	#N/A
25/02/2019	22500
26/02/2019	22500
27/02/2019	22500
28/02/2019	23000

Periode	Harga
01/03/2019	23000
02/03/2019	23000
03/03/2019	23000
04/03/2019	23000
05/03/2019	23000
06/03/2019	23000
07/03/2019	23000
08/03/2019	23000
09/03/2019	23000
10/03/2019	23000
11/03/2019	23000
12/03/2019	23000
13/03/2019	22666
14/03/2019	22250
15/03/2019	23000
16/03/2019	22250
⋮	⋮
01/09/2023	27500
02/09/2023	26500
03/09/2023	26500
04/09/2023	26500
05/09/2023	26500
06/09/2023	26500
07/09/2023	27000
08/09/2023	27000
09/09/2023	27000
10/09/2023	27500
11/09/2023	27500
12/09/2023	27000
13/09/2023	27000

Periode	Harga
13/09/2023	27000
14/09/2023	27000
15/09/2023	27000
01/10/2023	26000
02/10/2023	26000
03/10/2023	26000
04/10/2023	26000
05/10/2023	26000
06/10/2023	26000
07/10/2023	26000
08/10/2023	26000
09/10/2023	26000
10/10/2023	26000
11/10/2023	26000
12/10/2023	26000
13/10/2023	26000
14/10/2023	25500
15/10/2023	25500
16/10/2023	25500
17/10/2023	25500
18/10/2023	25500
19/10/2023	25500
20/10/2023	25500
21/10/2023	25500
22/10/2023	25500
23/10/2023	26000
24/10/2023	26000
25/10/2023	26000
26/10/2023	26000
27/10/2023	26000
28/10/2023	26000
29/10/2023	26000

Periode	Harga
30/10/2023	26000
31/10/2023	26000
01/11/2023	26000
02/11/2023	26000
03/11/2023	26000
04/11/2023	26000
05/11/2023	26000
06/11/2023	26000
07/11/2023	26500
08/11/2023	26500
09/11/2023	27000
10/11/2023	27000
11/11/2023	27000
12/11/2023	27000
13/11/2023	27000
14/11/2023	27000
15/11/2023	27000
16/11/2023	27000
17/11/2023	27000
18/11/2023	27000
19/11/2023	27000
20/11/2023	27000
21/11/2023	27000
22/11/2023	27000
23/11/2023	27000
24/11/2023	27000
25/11/2023	27000
26/11/2023	27000
27/11/2023	27000
28/11/2023	27000
29/11/2023	27000
30/11/2023	27000

Periode	Harga
01/12/2023	27000
02/12/2023	27000
03/12/2023	27000
04/12/2023	27000
05/12/2023	27000
06/12/2023	27000
07/12/2023	27000
08/12/2023	27000
09/12/2023	27000
10/12/2023	27000
11/12/2023	26500
12/12/2023	26500
13/12/2023	26500
14/12/2023	26500
15/12/2023	26500
16/12/2023	26500
17/12/2023	26500
18/12/2023	26500
19/12/2023	26500
20/12/2023	27000
21/12/2023	27000
22/12/2023	27000
23/12/2023	27000
24/12/2023	27000
25/12/2023	27000
26/12/2023	27000
27/12/2023	27000
28/12/2023	27000
29/12/2023	27000
30/12/2023	27000
31/12/2023	27000

Lampiran 2 Hasil penanganan data hilang dengan *Linear Interpolation*

Periode	Harga
01/01/2019	26500
02/01/2019	26500
03/01/2019	26000
04/01/2019	25000
05/01/2019	25166.67
06/01/2019	25333.33
07/01/2019	25500
08/01/2019	25500
09/01/2019	26000
10/01/2019	25500
11/01/2019	25500
12/01/2019	25333.33
13/01/2019	25166.67
14/01/2019	25000
15/01/2019	25000
16/01/2019	25000
17/01/2019	25000
18/01/2019	25000
19/01/2019	24833.33
20/01/2019	24666.67
21/01/2019	24500
22/01/2019	24500
23/01/2019	24500
24/01/2019	24500
25/01/2019	24500
26/01/2019	24250
27/01/2019	24000
28/01/2019	23750
29/01/2019	24000
30/01/2019	23750
31/01/2019	23750
01/02/2019	23500
02/02/2019	23666.67
03/02/2019	23833.33
04/02/2019	24000
05/02/2019	23875
06/02/2019	23750
07/02/2019	24000
08/02/2019	23750

Periode	Harga
09/02/2019	23833.33
10/02/2019	23916.67
11/02/2019	24000
12/02/2019	23500
13/02/2019	24000
14/02/2019	23500
15/02/2019	24000
16/02/2019	23833.33
17/02/2019	23666.67
18/02/2019	23500
19/02/2019	23000
20/02/2019	23400
21/02/2019	23250
22/02/2019	23250
23/02/2019	23000
24/02/2019	22750
25/02/2019	22500
26/02/2019	22500
27/02/2019	22500
28/02/2019	23000
01/03/2019	23000
02/03/2019	23000
03/03/2019	23000
04/03/2019	23000
05/03/2019	23000
06/03/2019	23000
07/03/2019	23000
08/03/2019	23000
09/03/2019	23000
10/03/2019	23000
11/03/2019	23000
12/03/2019	23000
13/03/2019	22666
14/03/2019	22250
15/03/2019	23000
16/03/2019	22250
17/03/2019	22500
18/03/2019	22250
19/03/2019	22250

Periode	Harga
20/03/2019	22250
21/03/2019	22250
22/03/2019	22250
23/03/2019	22125
24/03/2019	22000
25/03/2019	22500
26/03/2019	22000
27/03/2019	23000
28/03/2019	22833
29/03/2019	23750
30/03/2019	24000
31/03/2019	24000
01/04/2019	24000
02/04/2019	24000
03/04/2019	24000
04/04/2019	24000
05/04/2019	24000
06/04/2019	24000
07/04/2019	24000
08/04/2019	24000
09/04/2019	24000
10/04/2019	24000
11/04/2019	24500
12/04/2019	24250
13/04/2019	24333.33
14/04/2019	24416.67
15/04/2019	24500
16/04/2019	24250
17/04/2019	24375
18/04/2019	24500
19/04/2019	24500
20/04/2019	24500
21/04/2019	24500
22/04/2019	24500
23/04/2019	24500
24/04/2019	24500
25/04/2019	24750
26/04/2019	24750
27/04/2019	24833.33

Periode	Harga
28/04/2019	24916.67
29/04/2019	25000
30/04/2019	25000
01/05/2019	25083
02/05/2019	25166
03/05/2019	25000
04/05/2019	25000
05/05/2019	25250
06/05/2019	25250
07/05/2019	25000
08/05/2019	24500
09/05/2019	24750
10/05/2019	24500
11/05/2019	25000
12/05/2019	25000
13/05/2019	24000
14/05/2019	24000
15/05/2019	24000
16/05/2019	24000
17/05/2019	23250
18/05/2019	23500
19/05/2019	24000
20/05/2019	23750
21/05/2019	23500
22/05/2019	23500
23/05/2019	23500
24/05/2019	23333
25/05/2019	24000
26/05/2019	24000
27/05/2019	23250
28/05/2019	23250
29/05/2019	23250
30/05/2019	23000
31/05/2019	22750
01/06/2019	23000
02/06/2019	23000
03/06/2019	22000
04/06/2019	23250
05/06/2019	23166.67
06/06/2019	23083.33

Periode	Harga
07/06/2019	23000
08/06/2019	22916.67
09/06/2019	22833.33
10/06/2019	22750
11/06/2019	23000
12/06/2019	23000
13/06/2019	23000
14/06/2019	23250
15/06/2019	23500
16/06/2019	23500
17/06/2019	23250
18/06/2019	23250
19/06/2019	23500
20/06/2019	23333
21/06/2019	23250
22/06/2019	23000
23/06/2019	23250
24/06/2019	23500
25/06/2019	24000
26/06/2019	24250
27/06/2019	24000
28/06/2019	24000
29/06/2019	24000
30/06/2019	24000
01/07/2019	24250
02/07/2019	24500
03/07/2019	24000
04/07/2019	24250
05/07/2019	23500
06/07/2019	24000
07/07/2019	24000
08/07/2019	24000
09/07/2019	24000
10/07/2019	24000
11/07/2019	24000
12/07/2019	24000
13/07/2019	24000
15/07/2019	24250
16/07/2019	24250
:	:

Periode	Harga
19/05/2021	23000
20/05/2021	23500
21/05/2021	23500
22/05/2021	23750
23/05/2021	24000
24/05/2021	24000
25/05/2021	24000
26/05/2021	24000
27/05/2021	24000
28/05/2021	24500
29/05/2021	24333.33
30/05/2021	24166.67
31/05/2021	24000
01/06/2021	24000
02/06/2021	25000
03/06/2021	24500
04/06/2021	25000
05/06/2021	25000
06/06/2021	25000
07/06/2021	25000
08/06/2021	25000
09/06/2021	25000
10/06/2021	25000
11/06/2021	25000
12/06/2021	25000
13/06/2021	25000
14/06/2021	25000
15/06/2021	25000
16/06/2021	25000
17/06/2021	25000
18/06/2021	24000
19/06/2021	24000
20/06/2021	24000
21/06/2021	24000
22/06/2021	24000
23/06/2021	24000
24/06/2021	24000
25/06/2021	24000
26/06/2021	24000
27/06/2021	23500

Periode	Harga
28/06/2021	23000
29/06/2021	23500
30/06/2021	23000
01/07/2021	23000
02/07/2021	23000
03/07/2021	23000
04/07/2021	23000
05/07/2021	23000
06/07/2021	23000
07/07/2021	22750
08/07/2021	22500
09/07/2021	22500
10/07/2021	22500
11/07/2021	22500
12/07/2021	22500
13/07/2021	23000
14/07/2021	22500
15/07/2021	22500
16/07/2021	22500
17/07/2021	23000
18/07/2021	23500
19/07/2021	24000
20/07/2021	24000
21/07/2021	24000
22/07/2021	24000
23/07/2021	24000
24/07/2021	25000
25/07/2021	25000
26/07/2021	25000
27/07/2021	25000
28/07/2021	25000
29/07/2021	26000
30/07/2021	25000
31/07/2021	25000
01/08/2021	25000
02/08/2021	25000
03/08/2021	25000
04/08/2021	25000
05/08/2021	25000

Periode	Harga
06/08/2021	25000
07/08/2021	25000
08/08/2021	24000
09/08/2021	24000
10/08/2021	24500
11/08/2021	24000
12/08/2021	23750
13/08/2021	23500
14/08/2021	24000
15/08/2021	23750
16/08/2021	23500
17/08/2021	24000
18/08/2021	23250
19/08/2021	22500
20/08/2021	22000
21/08/2021	23000
22/08/2021	22500
23/08/2021	22000
24/08/2021	22500
25/08/2021	22000
26/08/2021	22000
27/08/2021	22000
28/08/2021	21833.33
29/08/2021	21666.67
30/08/2021	21500
31/08/2021	21500
01/09/2021	21000
02/09/2021	21000
03/09/2021	20500
04/09/2021	20750
05/09/2021	21000
06/09/2021	20500
07/09/2021	20500
08/09/2021	20000
09/09/2021	20500
10/09/2021	20500
11/09/2021	21000
12/09/2021	21000
13/09/2021	21000

Periode	Harga
14/09/2021	20500
15/09/2021	19500
16/09/2021	20000
17/09/2021	20000
18/09/2021	19666.67
19/09/2021	19333.33
20/09/2021	19000
21/09/2021	20000
22/09/2021	19000
23/09/2021	19500
24/09/2021	19375
25/09/2021	19333.33
26/09/2021	19291.67
27/09/2021	19250
28/09/2021	19500
29/09/2021	20000
30/09/2021	20000
01/10/2021	19500
02/10/2021	20000
03/10/2021	20000
04/10/2021	20000
05/10/2021	20000
06/10/2021	20000
07/10/2021	19750
08/10/2021	20000
09/10/2021	20000
10/10/2021	19000
11/10/2021	19250
12/10/2021	19250
13/10/2021	18500
14/10/2021	19000
15/10/2021	19250
16/10/2021	19250
17/10/2021	19250
18/10/2021	19250
19/10/2021	20000
20/10/2021	19000

Lampiran 3 Hasil Pendugaan Parameter dengan *Maximum Likelihood Ratio*

No	Model	Parameter	Koefisien	<i>P-value</i>	BIC
1	ARIMA (1,1,3)	β_1	0.0228	0.9260	11287.45
		θ_1	-0.2809	0.2471	
		θ_2	-0.1121	0.1443	
		θ_3	-0.1193	0.0278	
2	ARIMA (1,1,5)	β_1	-0.1198	0.9676	11299.96
		θ_1	-0.1381	0.9627	
		θ_2	-0.1538	0.8380	
		θ_3	-0.1417	0.6931	
		θ_4	-0.0246	0.9458	
		θ_5	0.0286	0.4578	
3	ARIMA (1,1,7)	β_1	0.8389	0.0000	11310.29
		θ_1	-1.1005	0.0000	
		θ_2	0.0959	0.1613	
		θ_3	-0.0268	0.6531	
		θ_4	0.0941	0.1124	
		θ_5	0.0352	0.5044	
		θ_6	-0.0301	0.5983	
		θ_7	0.0324	0.4135	
4	ARIMA (1,1,8)	β_1	-0.4537	0.3460	11317.50
		θ_1	0.1960	0.6835	
		θ_2	-0.2403	0.0597	
		θ_3	-0.1882	0.0069	
		θ_4	-0.0772	0.3069	
		θ_5	0.0134	0.7402	
		θ_6	0.0020	0.9607	
		θ_7	0.0160	0.6817	
		θ_8	0.0560	0.1421	
5	ARIMA (2,1,6)	β_1	-0.0044	0.9966	11310.93
		β_2	0.7785	0.4022	
		θ_1	-0.2568	0.8041	
		θ_2	-0.9058	0.4498	
		θ_3	0.0715	0.5712	
		θ_4	0.0794	0.1788	
		θ_5	0.1210	0.4082	
		θ_6	0.0329	0.40252	

No	Model	Parameter	Koefisien	<i>P-value</i>	BIC
6	ARIMA (3,1,4)	β_1	-0.1349	0.8906	11306.74
		β_2	-.0713	0.9218	
		β_3	-.0609	0.9124	
		θ_1	-0.1228	0.9003	
		θ_2	-0.0855	0.9373	
		θ_3	-0.0985	0.8549	
		θ_4	-0.0519	0.8280	
7	ARIMA (4,1,4)	β_1	0.5889	0.0000	11305.28
		β_2	-0.2343	0.0014	
		β_3	0.9169	0.0000	
		β_4	-0.4854	0.0000	
		θ_1	-0.8458	0.0000	
		θ_2	0.2569	0.0000	
		θ_3	-1.0211	0.0000	
8	ARIMA (5,1,4)	β_1	0.5867	0.0113	11311.92
		β_2	-0.2338	0.0886	
		β_3	0.8933	0.0000	
		β_4	-0.4763	0.0000	
		β_5	-0.0016	0.9801	
		θ_1	-0.8423	0.0002	
		θ_2	0.2574	0.0020	
		θ_3	-1.0035	0.0000	
		θ_4	0.7322	0.0000	

Lampiran 4 Peramalan Harga Telur Ayam Ras Kabupaten/Kota Bogor

Periode	Harga
01/01/2024	27005.61
02/01/2024	27008.37
03/01/2024	27010.14
04/01/2024	27011.72
05/01/2024	27013.11
06/01/2024	27014.35
07/01/2024	27015.44
08/01/2024	27016.41
09/01/2024	27017.27
10/01/2024	27018.03
11/01/2024	27018.70
12/01/2024	27019.30
13/01/2024	27019.83
14/01/2024	27020.30
15/01/2024	27020.71
16/01/2024	27021.08
17/01/2024	27021.40
18/01/2024	27021.69
19/01/2024	27021.95
20/01/2024	27022.17
21/01/2024	27022.37
22/01/2024	27022.55
23/01/2024	27022.71
24/01/2024	27022.85
25/01/2024	27022.97
26/01/2024	27023.08
27/01/2024	27023.18
28/01/2024	27023.26
29/01/2024	27023.34
30/01/2024	27023.41

Lampiran 5 Tabel *Chi Square***Tabel Chi Square**

dk	Taraf Signifikansi					
	50%	30%	20%	10%	5%	1%
1	0.455	1.074	1.642	2.706	3.481	6.635
2	0.139	2.408	3.219	3.605	5.591	9.210
3	2.366	3.665	4.642	6.251	7.815	11.341
4	3.357	4.878	5.989	7.779	9.488	13.277
5	4.351	6.064	7.289	9.236	11.070	15.086
6	5.348	7.231	8.558	10.645	12.592	16.812
7	6.346	8.383	9.803	12.017	14.017	18.475
8	7.344	9.524	11.030	13.362	15.507	20.090
9	8.343	10.656	12.242	14.684	16.919	21.666
10	9.342	11.781	13.442	15.987	18.307	23.209
11	10.341	12.899	14.631	17.275	19.675	24.725
12	11.340	14.011	15.812	18.549	21.026	26.217
13	12.340	15.19	16.985	19.812	22.368	27.688
14	13.332	16.222	18.151	21.064	23.685	29.141
15	14.339	17.322	19.311	22.307	24.996	30.578
16	15.338	18.418	20.465	23.542	26.296	32.000
17	16.337	19.511	21.615	24.785	27.587	33.409
18	17.338	20.601	22.760	26.028	28.869	34.805
19	18.338	21.689	23.900	27.271	30.144	36.191
20	19.337	22.775	25.038	28.514	31.410	37.566
21	20.337	23.858	26.171	29.615	32.671	38.932
22	21.337	24.939	27.301	30.813	33.924	40.289
23	22.337	26.018	28.429	32.007	35.172	41.638
24	23.337	27.096	29.553	33.194	35.415	42.980
25	24.337	28.172	30.675	34.382	37.652	44.314
26	25.336	29.246	31.795	35.563	38.885	45.642
27	26.336	30.319	32.912	36.741	40.113	46.963
28	27.336	31.391	34.027	37.916	41.337	48.278
29	28.336	32.461	35.139	39.087	42.557	49.588
30	29.336	33.530	36.250	40.256	43.775	50.892