

LAPORAN PENELITIAN DOSEN



EVALUASI AKURASI MODEL SEASONAL ARIMA DALAM PERAMALAN PENJUALAN SEPEDA MOTOR INDONESIA (DATA BULANAN 2018–2025)

Tim Peneliti :

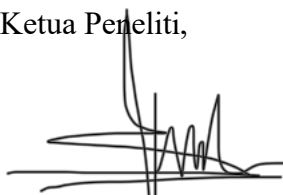
1. Faizal Farouk, S.E., M.M
2. Caesar Angga Perdana, S.Kom., M.T

**PROGRAM STUDI KEWIRAUSAHAAN
FAKULTAS MANAJEMEN
UNIVERSITAS IPWIJA
BOGOR
2026**

HALAMAN PENGESAHAN LAPORAN PENELITIAN

- | | |
|------------------------------|---|
| 1. Judul Penelitian | : Evaluasi Akurasi Model Seasonal Arima Dalam Peramalan Penjualan Sepeda Motor Indonesia (Data Bulanan 2018–2025) |
| 2. Bidang Penelitian | : Penelitian Kuantitatif |
| 3. Ketua Peneliti | : |
| a. Nama Lengkap dan Gelar | : Faizal Farouk, S.E.,M.M |
| b. NIDN | : 0325098904 |
| c. Pangkat/Golongan | : Penata Muda Tk. 1, Golongan Ruang III/B |
| d. Jabatan Fungsional | : Asisten Ahli |
| e. Program Studi | : Kewirausahaan |
| f. Sinta ID | : 6849409 |
| g. E-mail | : faizalfarouk@gmail.com |
| h. No. HP | : 081289000237 |
| 4. Jumlah Anggota Peneliti | : 1 |
| 5. Anggota Peneliti 1 | : |
| a. Nama Lengkap dan Gelar | : Caesar Angga Perdana, S.Kom., M.T |
| b. NIDN | : 0309128903 |
| c. Pangkat/Golongan | : - |
| d. Jabatan Fungsional | : Tenaga Pengajar |
| e. Program Studi | : Sistem Informasi |
| f. Sinta ID | : - |
| 6. Jumlah Mahasiswa Terlibat | : - |
| 7. Lama Penelitian | : 3 Bulan |
| 8. Biaya Penelitian | : Rp 0 |
| 9. Sumber Dana | : - |

Ketua Peneliti,



Faizal Farouk, S.E.,M.M
NIDN. 0325098904

Bogor, 27 Februari 2026

Menyetujui,
Kepala LP2M



Drs. Jayadi, M.M.
NIDN. 0323106401

RINGKASAN

Industri sepeda motor Indonesia merupakan pasar terbesar ketiga di dunia dengan total penjualan wholesale lebih dari 45,7 juta unit sepanjang 2018–2025. Ketepatan peramalan volume penjualan bersifat kritis bagi pabrikan, dealer, dan lembaga pembiayaan dalam menyusun perencanaan strategis. Namun, guncangan struktural akibat pandemi COVID-19 yang mencapai titik terendah 21.851 unit pada Mei 2020 (turun 43,5% secara tahunan) menciptakan kesenjangan signifikan antara pola historis dan kondisi aktual, sehingga kemampuan model peramalan berbasis deret waktu untuk pulih dan tetap akurat pascapandemi menjadi pertanyaan penelitian yang mendesak untuk dijawab. Membangun kerangka metodologi peramalan deret waktu yang terstandarisasi, tervalidasi secara empiris, dan dapat diadaptasi secara berkelanjutan untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data di industri otomotif Indonesia, sekaligus berkontribusi pada pengembangan literatur peramalan.

Pada model SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)_{12}$ optimal; mengukur akurasi out-of-sample pada data uji 2024–2025; menganalisis kestabilan prediktif pada tiga fase pasar (pra-pandemi, pandemi, pasca-pandemi) model menghasilkan proyeksi penjualan Januari–Desember 2026 serta memvalidasi kemampuan prediktif model menggunakan data aktual AISI Januari 2026 sebagai titik cek empiris real-time.

Metode Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif deret waktu dengan metodologi Box-Jenkins di bawah kerangka kerja CRISP-DM. Tahapan meliputi: eksplorasi data dan dekomposisi musiman; uji stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF); identifikasi orde model melalui plot ACF/PACF; estimasi parameter dengan Maximum Likelihood Estimation (MLE); pemeriksaan keluaran residual (Ljung-Box, Shapiro-Wilk); seleksi model terbaik berdasarkan AIC/BIC; serta evaluasi akurasi dengan MAPE, RMSE, dan MAE pada data uji out-of-sample (rasio training:testing = 72:24 observasi).

Luaran penelitian berupa laporan penelitian lengkap dengan model SARIMA tervalidasi beserta proyeksi bulanan 2026 dengan interval kepercayaan 95% sebagai referensi perencanaan industri, indeks musiman 12 bulan sebagai panduan operasional dealer dan pabrikan.

PRAKATA

Alhamdulillahirabbil'alam, dengan segala kerendahan hati penulis mengucapkan puji syukur kepada Allah SWT yang senantiasa membimbing dan menyertai penulis. Sholawat serta salam semoga selalu tercurah bagi Rasulullah Muhammad SAW. Atas karunia-Nya lah penulis dapat menyelesaikan laporan penelitian dengan judul “Evaluasi Akurasi Model Seasonal Arima Dalam Peramalan Penjualan Sepeda Motor Indonesia (Data Bulanan 2018–2025)”.

Selama persiapan dan penyusunan laporan penelitian, penulis banyak mendapat dukungan, dorongan, bimbingan serta doa dari banyak pihak. Dengan ketulusan dan kerendahan hati pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Dr. Sri Lestari Prasilowati, M.A selaku ketua Yayasan
2. Drs. Jayadi, M.M. selaku ketua LP2M yang selalu mendukung
3. Civitas akademik UNIVERSITAS IPWIJA
4. Kedua orang tua dan keluarga besar yang telah memberikan dukungan, material, waktu, tenaga dan doa yang tidak terbatas.
5. Istriku Defany Estha Adjani yang selalu memberikan masukan dan dukungan yang begitu besar.
6. Kedua anakku Abdullah Aufa Alfarouk dan Abdurrahman Salman Alfarouk.
7. Rekan dosen dan anggota 1 pada penelitian ini Bapak Caesar Angga Perdana, S.Kom., M.T yang selalu membantu dalam penulisan.

Semoga bantuan bapak, ibu dan rekan – rekan berikan mendapat imbalan dari Tuhan Maha Kuasa dan penulis juga berharap hasil penelitian yang sederhana ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan pihak – pihak terkait yang berkepentingan dengan hasil penelitian ini.

Bogor, 27 Februari 2026

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	i
RINGKASAN.....	ii
PRAKATA	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR TABEL	v
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian	4
1.4. Manfaat Penelitian	5
1.5. Batsan Penelitian	6
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Peramalan (<i>Forecasting</i>)	7
2.2. Analisa Deret Waktu (<i>Time Series Analysis</i>)	6
2.3. Model <i>Seasonal ARIMA</i> (SARIMA)	8
2.4. Kriteria Seleksi Model	10
2.5. Ukuran Akurasi Peramalan	11
2.6. Kerangka Kerja CRISP-DM	12
2.7. State of The Art	12
BAB 3. METODE PENELITIAN	14
3.1. Lokasi dan Waktu Penelitian	14
3.2. Jenis dan Sumber Data	14
3.3. Metode Analisis Data	15
BAB 4. HASIL PENELITIAN	20
4.1. Gambaran Umum Objek Penelitian	20
4.2. Hasil Penelitian	22
4.3. Pembahasan	27
BAB 5. KESIMPULAN	33
5.1. Kesimpulan	33
5.2. Saran	35
DAFTAR PUSTAKA	38

DAFTAR TABEL

Tabel 1	Hasil Uji Diagnostik Residual Model Sarima	14
Tabel 2	Ringkasan Karakteristik Data Penelitian	15
Tabel 3	Panduan Identifikasi Orde Model Berdasarkan Pola ACF dan PACF	17
Tabel 4	Kriteria Pemilihan Model SARIMA Terbaik	18
Tabel 5	Statistik Deskriptif Data Penjualan Wholesale Sepeda Motor Indonesia (2018–2025)	21
Tabel 6	Penjualan Tahunan dan Pertumbuhan Year on Year (2018– 2025).....	21
Tabel 7	Indeks Musiman Penjualan Sepeda Motor Indonesia	22
Tabel 8	Hasil Uji Augmented Dickey Fuller (ADF).....	23
Tabel 9	Perbandingan Kandidat Model SARIMA Berdasarkan Kriteria Informasi	24
Tabel 10	Hasil Estimasi Parameter Model SARIMA	24
Tabel 11	Hasil Uji Diagnostik Residual Model SARIMA	25
Tabel 12	Perbandingan Nilai Aktual dan Ramalan SARIMA	25
Tabel 13	Ringkasan Metrik Akurasi Peramalan	26
Tabel 14	Kestabilan Prediktif Model SARIMA per Fase Kondisi Pasar	27
Tabel 15	Hasil Peramalan Penjualan Sepeda Motor Indonesia Tahun 2026	30
Tabel 16	Ringkasan Hasil Validasi Titik Cek Januari 2026	31
Tabel 17	Ringkasan Kesimpulan Berdasarkan Tujuh Rumusan Masalah	35

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Industri sepeda motor merupakan salah satu sektor manufaktur yang paling strategis dan dinamis dalam perekonomian Indonesia. Sebagai negara dengan populasi lebih dari 270 juta jiwa dan tingkat kepemilikan kendaraan bermotor pribadi yang terus meningkat, Indonesia secara konsisten bertengger sebagai salah satu pasar sepeda motor terbesar di Asia Tenggara dan terbesar ketiga di dunia setelah India dan China. Sepeda motor bukan sekadar alat transportasi, melainkan telah menjadi kebutuhan primer bagi jutaan masyarakat Indonesia, khususnya di wilayah yang akses transportasi publiknya masih terbatas. Data yang dihimpun oleh Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI) menunjukkan bahwa total penjualan wholesale sepeda motor nasional selama periode 2018 hingga 2025 mencapai lebih dari 45,7 juta unit secara kumulatif. Pada kondisi pasar normal, penjualan bulanan berkisar antara 500.000 hingga 633.000 unit per bulan. Capaian tertinggi tercatat pada Maret 2023 dengan 633.155 unit, sementara tahun 2025 ditutup dengan total penjualan 6.413.000 unit yang merupakan salah satu angka terbaik sepanjang sejarah industri ini (AISI, 2025).

Namun demikian, perjalanan industri sepeda motor Indonesia dalam satu dekade terakhir tidak selalu berjalan mulus. Peristiwa pandemi COVID-19 yang mulai berdampak secara masif pada April 2020 menjadi ujian terberat bagi industri ini. Penerapan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) menyebabkan penutupan dealer, terhentinya rantai pasok, dan runtuhnya daya beli masyarakat secara tiba-tiba. Dampaknya sangat dramatis: penjualan wholesale anjlok ke titik terendah sepanjang sejarah modern industri ini, yakni hanya 21.851 unit pada Mei 2020, atau sekitar 3,4% dari rata-rata normal. Secara tahunan, total penjualan 2020 hanya mencapai 3.663.000 unit, turun 43,5% dari tahun 2019 yang sebesar 6.487.000 unit.

Guncangan struktural akibat pandemi tersebut kemudian diikuti oleh proses pemulihan yang berlangsung secara bertahap. Pada 2021 penjualan naik 38,1% menjadi 5.058.000 unit, dan pada 2022 tumbuh 3,2% menjadi 5.221.000 unit. Pemulihan semakin menguat pada 2023 dengan pertumbuhan 19,5% menjadi 6.237.000 unit, sebelum akhirnya memasuki fase stabilisasi pertumbuhan moderat pada 2024 (+1,6%) dan 2025 (+1,3%). Dinamika tiga fase yang sangat kontras ini pra-pandemi, pandemi, dan pasca-pandemi menciptakan tantangan unik bagi siapapun yang berusaha membangun model prediktif untuk data penjualan sepeda motor Indonesia.

Kemampuan meramalkan volume penjualan sepeda motor secara akurat memiliki implikasi strategis yang luas bagi seluruh ekosistem industri. Bagi pabrik, akurasi peramalan menentukan efisiensi perencanaan produksi, manajemen persediaan komponen, dan pengalokasian sumber daya manusia. Bagi jaringan dealer, proyeksi penjualan menjadi dasar penetapan target, manajemen stok, dan negosiasi kredit dengan lembaga pembiayaan. Bagi lembaga keuangan dan perusahaan multifinance yang memfasilitasi lebih dari 70% transaksi pembelian sepeda motor melalui skema kredit, peramalan yang akurat menjadi prasyarat pengelolaan risiko portofolio yang sehat (BPS, 2023).

Data penjualan sepeda motor memiliki dua karakteristik utama yang menjadikannya sangat cocok untuk dianalisis menggunakan pendekatan deret waktu. Pertama, data bersifat sekuensial dan teratur — AISI mempublikasikan data setiap bulan tanpa jeda selama bertahun-tahun. Kedua, data menunjukkan pola musiman yang sangat kuat dan berulang secara konsisten setiap tahunnya, terutama lonjakan pada periode pra-Lebaran akibat pencairan Tunjangan Hari Raya (THR) dan penurunan pada bulan-bulan pasca-Lebaran. Pola seasonal yang terstruktur seperti ini merupakan prasyarat utama agar model Seasonal ARIMA (SARIMA) dapat bekerja secara optimal (Box et al., 2015).

Model Seasonal ARIMA merupakan perluasan dari kerangka metodologi Box-Jenkins yang secara eksplisit mengintegrasikan komponen musiman ke dalam struktur model ARIMA. Model ini telah mendapatkan pengakuan luas sebagai salah satu pendekatan peramalan deret waktu yang paling andal dan telah diaplikasikan secara ekstensif dalam berbagai konteks ekonomi dan industri di seluruh dunia (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Dalam konteks data otomotif Asia Tenggara, penelitian Saengsook dan Wannakomol (2019) membuktikan keunggulan SARIMA dalam meramalkan penjualan kendaraan di Thailand dengan MAPE di bawah 8%.

Meskipun demikian, penerapan model SARIMA pada data yang mengandung gangguan peristiwa pandemi COVID-19 menghadirkan tantangan metodologis tersendiri yang belum banyak dieksplorasi dalam literatur-literatur dalam negeri. Pertanyaan kritis yang muncul adalah: seberapa tangguh model SARIMA dalam menghadapi perubahan struktural yang drastis? Apakah model yang dibangun dari data historis yang mengandung anomali pandemi tetap mampu memberikan prediksi yang andal setelah kondisi pasar kembali normal? Dan yang paling penting untuk kalangan industri, apakah proyeksi yang dihasilkan model ini dapat divalidasi secara empiris menggunakan data aktual terkini?

Penelitian ini hadir untuk menjawab pertanyaan-pertanyaan tersebut secara sistematis dan berbasis data. Dengan menggunakan data penjualan wholesale AISI periode Januari 2018 hingga Desember 2025 (96 observasi bulanan) yang mencakup ketiga fase kondisi pasar pra-pandemi, pandemi, dan pasca-pandemi. Penelitian ini membangun, mengevaluasi dan memvalidasi model SARIMA untuk peramalan penjualan sepeda motor Indonesia. Keunikan penelitian ini dibandingkan studi-studi sebelumnya terletak pada dua hal: pertama, cakupan data yang secara eksplisit mencakup seluruh siklus pandemi dan kedua tersedianya satu titik validasi independen berupa data aktual AISI Januari 2026 (630.800 unit) yang dapat digunakan untuk menguji kemampuan prediktif model secara real-time, sesuatu yang sangat jarang tersedia dalam penelitian peramalan berbasis data historis.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah ditetapkan sebagai berikut:

1. Bagaimana karakteristik pola tren jangka panjang dan pola musiman pada data penjualan wholesale sepeda motor Indonesia yang diterbitkan oleh AISI untuk periode Januari 2018 hingga Desember 2025?
2. Apakah data penjualan wholesale sepeda motor Indonesia periode 2018–2025

memenuhi asumsi stasioneritas yang dipersyaratkan untuk pemodelan menggunakan pendekatan Seasonal ARIMA, berdasarkan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)?

3. Berapakah kombinasi parameter model Seasonal ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ yang paling optimal dalam merepresentasikan struktur data penjualan sepeda motor Indonesia, berdasarkan kriteria Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC)?
4. Seberapa besar tingkat akurasi peramalan yang dihasilkan oleh model Seasonal ARIMA terpilih pada data uji sampel periode 2024–2025, diukur menggunakan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE)?
5. Apakah model Seasonal ARIMA yang dibangun memiliki kestabilan prediktif yang konsisten dalam merepresentasikan tiga fase kondisi pasar yang berbeda secara struktural, yaitu fase pra-pandemi (2018–2019), fase pandemi (2020–2021), dan fase pasca-pandemi (2022–2025)?
6. Berapakah proyeksi volume penjualan wholesale sepeda motor Indonesia untuk setiap bulan dalam periode Januari hingga Desember 2026 beserta interval kepercayaan 95% yang dihasilkan oleh model Seasonal ARIMA terpilih?
7. Seberapa akurat nilai ramalan yang dihasilkan model Seasonal ARIMA untuk Januari 2026 apabila dibandingkan dengan data penjualan aktual yang dipublikasikan oleh AISI, dan apakah nilai aktual tersebut berada dalam rentang interval kepercayaan yang diproyeksikan model?

1.3 Tujuan Penelitian

Mengacu pada tujuh rumusan masalah yang telah ditetapkan, penelitian ini bertujuan untuk:

1. Mengidentifikasi dan mendeskripsikan karakteristik pola tren jangka panjang serta pola musiman yang terkandung dalam data penjualan wholesale sepeda motor Indonesia periode Januari 2018 hingga Desember 2025 berdasarkan data AISI.
2. Menguji pemenuhan asumsi stasioneritas data penjualan wholesale sepeda motor Indonesia menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dan menentukan orde differencing yang diperlukan untuk mencapai kondisi stasioner.
3. Menentukan kombinasi parameter model Seasonal ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ yang paling optimal melalui prosedur Box-Jenkins dan seleksi berbasis kriteria AIC serta BIC dari beberapa kandidat model yang diuji.
4. Mengukur tingkat akurasi peramalan model Seasonal ARIMA terpilih secara out-of-sample terhadap data uji periode 2024–2025 menggunakan metrik MAPE, RMSE, dan MAE, serta menginterpretasikan hasilnya berdasarkan kategori akurasi Lewis (1982).
5. Menganalisis konsistensi dan kestabilan kinerja prediktif model Seasonal ARIMA dalam tiga fase kondisi pasar yang berbeda secara struktural yaitu pra-pandemi, pandemi, dan pasca-pandemi. Untuk menilai ketangguhan model terhadap perubahan lingkungan ekonomi.
6. Menghasilkan proyeksi volume penjualan wholesale sepeda motor Indonesia untuk

setiap bulan sepanjang Januari hingga Desember 2026 beserta interval kepercayaan 95% sebagai referensi perencanaan bagi pemangku kepentingan industri otomotif nasional.

7. Memvalidasi kemampuan prediktif model Seasonal ARIMA secara empiris dan real-time dengan membandingkan nilai ramalan Januari 2026 terhadap data penjualan aktual AISI untuk bulan yang sama, sekaligus mengevaluasi apakah nilai aktual berada dalam rentang interval kepercayaan yang diproyeksikan.

1.4 Manfaat Penelitian

1.4.1 Manfaat Teoretis

Secara teoretis, penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan literatur peramalan deret waktu dengan menyajikan bukti empiris mengenai kinerja model Seasonal ARIMA pada data yang mengandung gangguan struktural akibat pandemi. Penelitian ini memperkaya pemahaman tentang keterbatasan dan keunggulan komparatif model SARIMA dalam kondisi pasar yang tidak stabil, sekaligus referensi metodologis yang diharapkan dapat menjadi acuan bagi penelitian lanjutan di bidang ekonometrika dan statistika terapan.

Dari perspektif metodologi, penelitian ini mendemonstrasikan penerapan kerangka kerja CRISP-DM dalam studi peramalan deret waktu terhadap pendekatan metodologis konvensional, serta memperkenalkan praktik validasi titik cek real-time sebagai standar evaluasi tambahan yang melengkapi metrik akurasi dari sample yang digunakan.

1.4.2 Manfaat Praktis

Bagi para pelaku industri otomotif, khususnya pabrikan sepeda motor, jaringan dealer, dan lembaga pembiayaan, hasil penelitian ini menyediakan model peramalan yang telah tervalidasi secara empiris beserta proyeksi konkret untuk tahun 2026 yang dapat digunakan langsung sebagai basis perencanaan strategis. Indeks musiman yang teridentifikasi memberikan panduan operasional yang actionable untuk mengoptimalkan waktu kampanye pemasaran, pengelolaan stok dealer, dan penjadwalan penyaluran kredit kendaraan bermotor sepanjang tahun.

Bagi regulator dan pembuat kebijakan di sektor industri dan keuangan, proyeksi volume penjualan yang dihasilkan dapat digunakan sebagai salah satu indikator dini (*leading indicator*) dalam pemantauan kondisi daya beli masyarakat. Bagi akademisi dan mahasiswa, penelitian ini dapat menjadi referensi metodologis dalam penerapan model Seasonal ARIMA.

1.5 Batasan Penelitian

Untuk menjaga relevansi dan ketajaman analisis, penelitian ini dibatasi pada beberapa hal berikut. Pertama, data yang digunakan adalah data penjualan wholesale (pabrik ke dealer) secara agregat total industri yang bersumber dari AISI, sehingga tidak mencakup analisis per merek atau data penjualan retail (dealer ke konsumen). Kedua, metode analisis dibatasi pada pendekatan univariat Seasonal ARIMA tanpa mengintegrasikan variabel eksogen seperti suku bunga, harga BBM, atau indeks kepercayaan konsumen. Ketiga, periode data yang dianalisis adalah Januari 2018 hingga

Desember 2025 (96 observasi bulanan), dengan data aktual Januari 2026 digunakan secara terbatas hanya sebagai titik validasi dan tidak dimasukkan ke dalam data pelatihan model. Keempat, perangkat lunak analisis yang digunakan adalah IBM SPSS Statistics dengan modul Time Series, sehingga hasil analisis bergantung pada kemampuan komputasi yang tersedia dalam perangkat lunak tersebut.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan atau *forecasting* adalah proses memprediksi peristiwa atau hasil di masa depan berdasarkan data historis dan informasi yang relevan. Tujuan utama peramalan adalah menyediakan prediksi akurat yang dapat membantu dalam perencanaan dan pengambilan keputusan yang efektif. Peramalan diperlukan dalam banyak situasi, seperti menentukan investasi di masa depan, penjadwalan staf, atau pengelolaan persediaan. Peramalan dapat menantang karena ketepatan prediksi suatu peristiwa bergantung pada faktor-faktor seperti ketersediaan data, pemahaman terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi, dan apakah peramalan dapat memengaruhi hal yang diramalkan. Metode peramalan dapat bervariasi dari yang sederhana seperti menggunakan pengamatan terbaru, hingga model yang lebih kompleks yang dapat menangkap kondisi musiman dalam data (Hyndman & Athanasopoulos, 2014).

2.2 Analisa Deret Waktu (*Time Series Analysis*)

Data deret waktu (*time series data*) pada hakikatnya merupakan manifestasi empiris dari proses stokastik yang merekam dinamika suatu fenomena dari waktu ke waktu. Kompleksitas data ini tercermin dari beragamnya pola fluktuasi yang dapat diobservasi. Dalam analisis deret waktu, salah satu pendekatan fundamental yang digunakan untuk mereduksi kompleksitas tersebut adalah dengan melakukan dekomposisi, yaitu proses pemisahan data menjadi komponen-komponen laten yang merepresentasikan pola-pola dasar yang mendasarinya. Pendekatan dekomposisi ini tidak hanya bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai struktur dan karakteristik data, tetapi juga berperan krusial dalam meningkatkan akurasi dan ketepatan model peramalan (*forecasting*). Dengan mengidentifikasi dan mengisolasi masing-masing komponen, seorang peneliti dapat menganalisis kontribusi unik setiap pola terhadap perilaku keseluruhan deret waktu, sehingga memungkinkan interpretasi yang lebih bernuansa dan prediksi yang lebih robust. Secara umum, analisis deret waktu mengkategorikan pola-pola tersebut ke dalam tiga komponen utama yang saling berinteraksi, yaitu tren, musiman dan siklus (Hyndman & Athanasopoulos, 2014).

Pertama, komponen tren (*Trend*) mencerminkan pergerakan jangka panjang atau kecenderungan umum dari suatu deret waktu. Tren mengindikasikan apakah data secara konsisten menunjukkan peningkatan, penurunan atau stagnasi dalam periode observasi yang panjang. Penting untuk dicatat bahwa asumsi linearitas bukanlah suatu keharusan dalam identifikasi tren; komponen ini dapat berbentuk non-linear, misalnya eksponensial atau logaritmik, tergantung pada dinamika data. Dalam praktiknya, peneliti juga kerap mengamati fenomena perubahan arah tren yaitu titik di mana pola peningkatan berubah menjadi penurunan atau sebaliknya.

Kedua, komponen musiman (*Seasonality*) merujuk pada pola fluktuasi yang terjadi secara teratur dan berulang dalam interval waktu yang tetap dan diketahui. Pola ini timbul sebagai respons terhadap pengaruh kalender atau faktor musim, seperti kuartal dalam satu tahun, bulan tertentu, atau hari dalam satu minggu. Karakteristik utama dari komponen

musiman adalah periodisitasnya yang tetap dan dapat diprediksi secara apriori. Identifikasi pola musiman sangat penting, terutama dalam data ekonomi dan bisnis, karena memungkinkan peneliti untuk membedakan fluktuasi yang bersifat siklis. Ketiga, komponen siklus (*Cyclical*) menggambarkan fluktuasi naik-turun yang menyerupai gelombang, namun dengan durasi yang tidak tetap (*non-fixed period*). Berbeda dengan musiman yang periodenya tetap, komponen siklus memiliki periode yang bervariasi dan umumnya lebih seasonal, dengan durasi minimal dua tahun. Fluktuasi ini sering kali terkait dengan siklus ekonomi makro, seperti fase ekspansi dan kontraksi dalam siklus bisnis (*business cycle*). Karena periodenya yang tidak tetap dan penyebabnya yang kompleks, komponen siklus seringkali menjadi tantangan tersendiri dalam proses dekomposisi dan peramalan, karena tidak dapat dimodelkan dengan fungsi sederhana.

2.3 Model Seasonal ARIMA (SARIMA)

Model SARIMA merupakan suatu pengembangan lanjutan dari metode ARIMA konvensional yang secara fundamental dirancang untuk mengakomodasi pola musiman dalam data deret waktu. Kemampuan ini sangat relevan mengingat karakteristik siklus musiman yang melekat pada berbagai sektor, seperti fluktuasi permintaan dalam sektor ritel, konsumsi energi, dan berbagai bidang lainnya (Zhao, 2024). Keunggulan utama dari model SARIMA terletak pada kemampuannya dalam menangani data yang mengandung dua komponen penting secara simultan, yaitu periodisitas musiman dan tren jangka panjang. Melalui proses penyempurnaan parameter yang sistematis, model ini mampu mengidentifikasi spesifikasi model yang paling optimal untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Gao et al., 2020). Karakteristik data yang paling sesuai untuk diaplikasikannya metode ini adalah adanya pola variasi yang berulang secara teratur, baik dalam interval waktu harian, bulanan, maupun tahunan (Buntara et al., 2023).

2.3.1 Notasi dan Formulasi Model SARIMA

Model SARIMA dinotasikan secara lengkap sebagai SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) s , di mana bagian (p, d, q) merupakan komponen non-musiman yang identik dengan model ARIMA, sementara bagian (P, D, Q) mencerminkan komponen musiman, dan subscript s menunjukkan panjang periode musiman. Untuk data bulanan, nilai $s = 12$ menandakan siklus tahunan, sedangkan untuk data kuartalan digunakan nilai $s = 4$ (Shumway & Stoffer, 2017).

Persamaan umum model SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) s dapat dinyatakan dalam notasi operator sebagai berikut:

$$(1 - \phi_1 B) (1 - \Phi_1 B^4) (1 - B) (1 - B^4) y_t = (1 + \theta_1 B) (1 + \Theta_1 B^4) e_t.$$

$\uparrow$
 (Non-seasonal
AR(1))

$\uparrow$
 (Seasonal
AR(1))

$\uparrow$
 (Non-seasonal
difference)

$\uparrow$
 (Seasonal
difference)

$\uparrow$
 (Non-seasonal
MA(1))

$\uparrow$
 (Seasonal
MA(1))

2.3.2 Prosedur Identifikasi Model: Pendekatan Box-Jenkins

Dalam metodologi Box-Jenkins, proses pembangunan model SARIMA secara garis besar melalui empat tahapan yang sistematis, yakni: (1) identifikasi model, (2) estimasi parameter, (3) pemeriksaan diagnostik, dan (4) peramalan (Box et al., 2015). Keempat tahapan ini bersifat iteratif yang artinya apabila hasil diagnostik menunjukkan bahwa model yang dipilih belum memadai, maka prosedur diulang dari tahap identifikasi dengan mempertimbangkan model alternatif.

Pada tahap identifikasi, peneliti memanfaatkan plot ACF dan PACF untuk menentukan kandidat orde p , d , q , P , D , dan Q . Pola ACF yang memotong nol secara tajam setelah lag tertentu mengindikasikan proses MA, sedangkan pola PACF yang memotong nol secara tajam mengindikasikan proses AR. Untuk komponen musiman, pola yang sama diamati pada lag-lag musiman (s , $2s$, $3s$, dan seterusnya) (Cryer & Chan, 2008). Selain pendekatan visual berbasis ACF/PACF, penentuan orde model yang optimal juga dapat dilakukan secara otomatis dengan mengacu pada kriteria informasi seperti AIC dan BIC.

2.3.3 Estimasi Parameter Model SARIMA

Setelah model tentatif berhasil diidentifikasi, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter-parameter model. Metode yang paling umum digunakan dalam konteks ini adalah metode Maximum Likelihood Estimation (MLE). Metode MLE bekerja dengan cara memaksimalkan fungsi likelihood bersyarat dari data yang diamati terhadap parameter-parameter yang tidak diketahui (Montgomery et al., 2015).

Dalam praktik komputasi modern, algoritma seperti algoritma Kalman filter dan algoritma penghitungan numerik berbasis Newton-Raphson digunakan untuk mempercepat proses optimasi dalam estimasi MLE pada model SARIMA. Berbagai perangkat lunak statistik seperti SPSS, R, Python (dengan library statsmodels), dan SAS telah mengimplementasikan prosedur estimasi ini secara efisien sehingga memudahkan penerapannya dalam penelitian terapan (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.4 Pemeriksaan Diagnostik Model

Pemeriksaan diagnostik merupakan tahapan kritis dalam metodologi Box-Jenkins yang bertujuan untuk memvalidasi kecukupan model yang telah diestimasi. Model dinyatakan memadai apabila residualnya bersifat white noise, yaitu tidak memperlihatkan pola autokorelasi yang signifikan dan berdistribusi normal dengan mean nol serta varians yang konstan (Box et al., 2015).

Pengujian autokorelasi residual dilakukan melalui beberapa pendekatan. Uji Ljung-Box (atau Q-statistik) menguji secara simultan apakah sekumpulan autokorelasi residual pada berbagai lag secara statistik tidak berbeda dari nol. Statistik Q Ljung-Box diformulasikan sebagai:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m (\hat{\rho}_k^2 / (n-k))$$

Untuk n adalah jumlah observasi, ρ_k adalah autokorelasi residual pada lag k , dan m adalah jumlah lag yang diuji. Statistik ini mengikuti distribusi chi-square dengan derajat kebebasan $m - p - q - P - Q$ (Ljung & Box, 1978). Selain uji Ljung-Box, normalitas residual diverifikasi menggunakan uji Jarque-Bera atau Shapiro-Wilk, serta melalui inspeksi visual terhadap plot Q-Q (quantile-quantile).

2.4 Kriteria Seleksi Model

Pemilihan model terbaik di antara beberapa kandidat model SARIMA dilakukan berdasarkan kriteria informasi yang memperhitungkan keseimbangan antara kecocokan model terhadap data (goodness-of-fit) dan kompleksitas model (parsimony). Dua kriteria yang paling banyak digunakan dalam literatur-literatur adalah *Akaike Information Criterion* (AIC).

2.4.1 Akaike Information Criterion (AIC)

AIC diperkenalkan oleh Akaike (1974) sebagai kriteria pemilihan model yang didasarkan pada teori informasi. AIC mengukur kualitas suatu model terhadap sekumpulan data dengan mempertimbangkan trade-off antara kesesuaian model dan jumlah parameter yang diestimasi. Formula AIC didefinisikan sebagai:

$$AIC = -2 \ln(\hat{L}) + 2k$$

Dimana $\hat{L}$ adalah nilai maksimum dari fungsi likelihood model dan k adalah jumlah parameter yang diestimasi dalam model. Model dengan nilai AIC yang lebih rendah dianggap lebih baik. Varian yang dikoreksi untuk ukuran sampel kecil, yaitu AICc (corrected AIC), dirumuskan sebagai:

$$AICc = AIC + (2k(k+1)) / (n-k-1)$$

AICc lebih direkomendasikan ketika rasio n/k bernilai kecil (kurang dari 40), dan secara asimtotik akan mendekati nilai AIC ketika ukuran sampel n menjadi sangat besar (Burnham & Anderson, 2002).

2.4.2 Bayesian Information Criterion (BIC)

BIC atau SIC dikembangkan oleh Schwarz (1978) sebagai alternatif dari AIC dengan penalti yang lebih besar terhadap jumlah parameter. Formula BIC dinyatakan sebagai:

$$BIC = -2 \ln(\hat{L}) + k \ln(n)$$

Karena penalti BIC terhadap kompleksitas model lebih besar dibandingkan AIC (terutama saat $n > 7$), BIC cenderung memilih model yang lebih sederhana. Dalam banyak situasi praktis, AIC dan BIC dapat memberikan hasil pilihan model yang berbeda; oleh karena itu, keduanya sering digunakan secara bersama-sama dan peneliti mempertimbangkan konteks serta tujuan pemodelan dalam mengambil keputusan akhir (Shumway & Stoffer, 2017).

2.5 Ukuran Akurasi Peramalan

Evaluasi kinerja model peramalan dilakukan dengan mengukur seberapa dekat nilai ramalan yang dihasilkan model terhadap nilai aktual yang diamati pada periode evaluasi. Terdapat sejumlah metrik akurasi yang umum digunakan dalam literatur peramalan, masing-masing dengan karakteristik dan interpretasi yang berbeda (Hyndman & Koehler, 2006).

2.5.1 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu metrik akurasi peramalan yang paling sering digunakan karena mengekspresikan kesalahan peramalan dalam satuan persentase, sehingga mudah diinterpretasikan dan dapat digunakan untuk membandingkan akurasi antar-seri data yang memiliki skala berbeda. MAPE didefinisikan sebagai:

$$\text{MAPE} = (1/n) \sum_{t=1}^n |(Y_t - \hat{Y}_t) / Y_t| \times 100\%$$

di mana Y_t adalah nilai aktual pada periode t dan $\hat{Y}_t$ adalah nilai ramalan pada periode t . Kriteria penilaian akurasi berdasarkan nilai MAPE yang sering digunakan mengacu pada skala interpretasi Lewis (1982): $\text{MAPE} < 10\%$ dikategorikan sebagai akurasi sangat baik (highly accurate), $10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$ dikategorikan baik (good), $20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$ dikategorikan cukup (reasonable), dan $\text{MAPE} \geq 50\%$ dikategorikan buruk (inaccurate).

Walaupun MAPE sering digunakan, metrik ini memiliki kelemahan yaitu tidak terdefinisi apabila terdapat nilai aktual yang bernilai nol, dan cenderung memberikan penalti yang tidak simetris antara over-forecast dan under-forecast (Hyndman & Koehler, 2006).

2.5.2 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) mengukur besarnya simpangan rata-rata antara nilai ramalan dan nilai aktual dalam satuan yang sama dengan data asli. RMSE dihitung dengan mengambil akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai ramalan:

$$\text{RMSE} = \left(\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \right)^{1/2}$$

Keterangan :

RMSE = nilai root mean square error

y = nilai hasil observasi

$\hat{y}$ = nilai hasil prediksi

i = urutan data pada database

n = jumlah data

Karena RMSE mengkuadratkan selisih sebelum dirata-ratakan, metrik ini memberikan bobot yang lebih besar terhadap kesalahan yang besar (outlier errors). Hal ini menjadikan RMSE lebih sensitif terhadap kesalahan ramalan yang ekstrem dibandingkan

metrik berbasis nilai absolut seperti MAE. RMSE bernilai nol pada kondisi peramalan sempurna, dan semakin besar nilainya, semakin buruk akurasi peramalan model tersebut (Chai & Draxler, 2014).

2.5.3 Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) merupakan rata-rata dari nilai absolut perbedaan antara nilai aktual dan nilai ramalan. Berbeda dengan RMSE, MAE memperlakukan semua kesalahan secara proporsional tanpa memberikan bobot lebih pada kesalahan yang besar. Formulasi MAE adalah sebagai berikut:

$$MAE = (1/n) \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|$$

Keterangan :

- n adalah jumlah sampel dalam data
- y_t adalah nilai aktual
- $\hat{y}_t$ adalah nilai prediksi

MAE lebih robust terhadap keberadaan outlier dibandingkan RMSE, sehingga dalam situasi di mana data mengandung nilai-nilai ekstrem yang tidak representatif, penggunaan MAE sebagai metrik evaluasi primer menjadi lebih dianjurkan (Hyndman & Koehler, 2006).

2.6 Kerangka Kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM)

Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) merupakan sebuah kerangka kerja proses yang dikembangkan secara kolaboratif oleh konsorsium industri pada akhir tahun 1990-an sebagai standar terbuka untuk panduan pelaksanaan proyek data mining dan analisis data. Kerangka kerja ini pertama kali dipublikasikan secara formal oleh Chapman et al. (2000) dan sejak saat itu telah diadopsi secara luas sebagai metodologi referensi dalam berbagai proyek analitik, baik di lingkungan akademis maupun industri. CRISP-DM populer karena bisa dipakai di berbagai bidang, prosesnya bisa diulang untuk memperbaiki hasil, dan mudah disesuaikan untuk berbagai masalah, termasuk untuk meramalkan data di masa depan seperti data deret waktu (Wirth & Hipp, 2000).

Dalam konteks penelitian ini, kerangka CRISP-DM digunakan sebagai panduan sistematis untuk menstrukturisasi seluruh tahapan analisis, mulai dari tahap pemahaman permasalahan bisnis terkait penjualan sepeda motor Indonesia hingga tahap evaluasi model SARIMA yang dihasilkan. Penggunaan CRISP-DM memungkinkan penelitian ini berjalan secara terorganisir, reproduktif, dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah (Martínez-Plumed et al., 2021).

2.6.1 Struktur dan Fase-Fase dalam CRISP-DM

Model CRISP-DM menggambarkan siklus kehidupan suatu proyek data mining melalui enam fase utama yang saling terhubung dan bersifat iteratif. Keenam fase tersebut adalah: (1) Business Understanding, (2) Data Understanding, (3) Data Preparation, (4) Modeling, (5) Evaluation, dan (6) Deployment. Secara konseptual, CRISP-DM digambarkan sebagai siklus melingkar yang mencerminkan bahwa proses analisis data tidak selalu berjalan secara linear, melainkan dapat kembali ke fase sebelumnya apabila

ditemukan informasi baru yang menuntut peninjauan ulang (Chapman et al., 2000).

2.6.2 Penerapan Fase CRISP-DM dalam Penelitian Ini

Fase pertama, pemahaman bisnis (*business understanding*) berfokus pada pemahaman tujuan dan kebutuhan penelitian dari sudut pandang substantif sebelum masuk ke tahapan teknis. Dalam penelitian ini, fase ini diwujudkan melalui identifikasi permasalahan peramalan penjualan sepeda motor Indonesia, penetapan tujuan penelitian berupa evaluasi akurasi model SARIMA, serta perumusan indikator keberhasilan yang terukur yaitu nilai MAPE, RMSE, dan AIC.

Fase kedua, pemahaman data (*data understanding*) mencakup kegiatan eksplorasi awal terhadap data yang akan digunakan. Pada penelitian ini, fase ini dilakukan melalui pengumpulan data penjualan sepeda motor bulanan periode Januari 2018 hingga Desember 2025 yang bersumber dari Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI), dilanjutkan dengan eksplorasi deskriptif dan visualisasi untuk memahami karakteristik tren, pola musiman, dan kemungkinan adanya nilai anomali (*outlier*) yang disebabkan oleh peristiwa eksogen seperti pandemi COVID-19 pada tahun 2020.

Fase ketiga, persiapan data (*data preparation*) meliputi seluruh kegiatan pengolahan data mentah menjadi dataset yang siap dimodelkan. Dalam penelitian ini, tahapan ini mencakup penanganan data yang hilang (*missing values*), verifikasi konsistensi data antar-periode, serta pelaksanaan uji stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dan transformasi differencing bilamana diperlukan untuk memenuhi asumsi model SARIMA.

Fase keempat, pemodelan (*modeling*) merupakan inti dari penelitian ini, yaitu pembangunan model SARIMA melalui prosedur Box-Jenkins yang meliputi identifikasi orde model berdasarkan plot ACF dan PACF, estimasi parameter menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation, pemeriksaan diagnostik residual, serta pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria AIC dan BIC.

Fase kelima, evaluasi (*evaluation*) bertujuan menilai sejauh mana model yang dibangun memenuhi tujuan penelitian yang telah ditetapkan pada fase pertama. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik MAPE, RMSE, dan MAE terhadap data pengujian (*testing set*), serta analisis kestabilan prediktif model pada tiga sub-periode berbeda yaitu pra-pandemi (2018–2019), pandemi (2020–2021), dan pasca-pandemi (2022–2025).

Fase keenam, Deployment, dalam konteks penelitian akademis ini tidak ditujukan pada implementasi sistem peramalan secara operasional, melainkan diwujudkan dalam bentuk penyusunan laporan ilmiah yang mendokumentasikan secara rinci seluruh proses, hasil, dan rekomendasi penelitian. Dokumentasi yang komprehensif ini diharapkan dapat memberikan landasan metodologis bagi penelitian lanjutan maupun pengambilan keputusan strategis oleh pelaku industri otomotif nasional (Shearer, 2000).

2.7 State of The Art

Perkembangan penelitian dalam bidang peramalan (*forecasting*) menunjukkan bahwa model deret waktu klasik seperti ARIMA dan Seasonal ARIMA masih banyak digunakan dalam berbagai sektor karena kemampuannya menangkap pola musiman secara

sistematis. Dalam konteks penjualan ritel dan manufaktur, sejumlah penelitian menunjukkan bahwa model Seasonal ARIMA memiliki performa yang stabil pada data dengan pola musiman tahunan yang kuat. Beberapa studi internasional menemukan bahwa model SARIMA efektif dalam memodelkan data penjualan bulanan pada sektor energi, transportasi, dan ritel. Terutama ketika data menunjukkan fluktuasi musiman yang konsisten. Namun demikian, sebagian penelitian juga menunjukkan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh stabilitas data dan keberadaan structural break seperti krisis ekonomi atau pandemi.

Sementara itu, studi yang secara khusus mengevaluasi akurasi model Seasonal ARIMA pada data penjualan sepeda motor Indonesia dengan cakupan periode pra-pandemi, pandemi, dan pemulihan ekonomi masih terbatas. Padahal, periode 2018–2025 memberikan karakteristik data yang unik karena mencakup shock eksternal besar (COVID-19) yang berpotensi memengaruhi kestabilan model time series. Dengan demikian, kebaruan (novelty) penelitian ini terletak pada:

1. Penggunaan data bulanan jangka panjang (2018–2025) yang mencakup fase krisis dan pemulihan.
2. Fokus pada evaluasi akurasi model, bukan hanya implementasi.
3. Pendekatan sistematis menggunakan kerangka CRISP-DM dalam konteks forecasting.

Penelitian ini memposisikan diri sebagai studi literatur yang menguji kelayakan model Seasonal ARIMA dalam kondisi fluktuasi yang dinamis, sehingga memberikan kontribusi empiris pada literatur-loteratur *forecasting* sektor otomotif nasional.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan mulai dilakukan pada bulan Desember 2025 sampai dengan Februari 2026. Pengumpulan data, pengolahan data, analisis data dan pelaporan penelitian membutuhkan waktu selama 3 bulan.

Tabel 1. Aktual Waktu Penelitian

No	Kegiatan	Bulan/Tahun		
		Desember 2025	Januari 2026	Februari 2026
1	Pengumpulan Data			
2	Pengolahan Data			
3	Analisis Data			
4	Pelaporan Penelitian			

3.2 Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data kuantitatif berupa data deret waktu (*time series*) penjualan sepeda motor di Indonesia (penjualan domestik dan ekspor) yang bersifat sekunder. Data sekunder dipilih karena informasi yang dibutuhkan telah tersedia dalam bentuk terstruktur dan terdokumentasi secara resmi oleh lembaga yang berwenang, sehingga tingkat keandalan serta validitasnya dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah (Sugiyono, 2019).

3.2.1 Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data runtun waktu (*time series*) dengan frekuensi bulanan (*monthly data*). Jenis data ini dipilih karena pemodelan dengan pendekatan Seasonal ARIMA mensyaratkan ketersediaan data historis yang memadai dengan interval waktu yang teratur dan konsisten, sehingga pola musiman jangka pendek maupun tren jangka panjang dapat teridentifikasi dengan akurat (Wei, 2019). Satuan data yang digunakan adalah jumlah unit (ribuan) sepeda motor yang tersalurkan dari pabrikan kepada jaringan dealer di seluruh Indonesia dalam satu bulan kalender, yang dalam terminologi industri otomotif lazim disebut sebagai data penjualan *wholesale*.

Data penjualan *wholesale* mencerminkan volume distribusi sepeda motor dari tingkat produsen ke tingkat dealer, sehingga data ini lebih mencerminkan kapasitas pasokan yang disiapkan industri dalam merespons permintaan pasar dibandingkan data penjualan *retail* yang mencerminkan transaksi akhir ke konsumen. Meskipun demikian, data *wholesale* secara historis memperlihatkan korelasi yang sangat kuat dengan data *retail* karena pabrikan umumnya menyesuaikan volume distribusi dengan estimasi permintaan aktual di lapangan (Badan Pusat Statistik, 2023).

3.2.2 Sumber Data

Data dalam penelitian ini bersumber dari Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI), yaitu lembaga resmi yang menghimpun dan mempublikasikan statistik penjualan sepeda motor nasional secara rutin setiap bulan. AISI beranggotakan seluruh produsen

sepeda motor yang beroperasi secara resmi di Indonesia, sehingga data yang dihimpun bersifat komprehensif dan mencakup seluruh merek yang dipasarkan di tanah air. Data yang diperoleh dari AISI telah melalui proses kompilasi, verifikasi, serta validasi internal sebelum dipublikasikan kepada publik melalui situs resmi maupun siaran pers berkala (AISI, 2025). Cakupan data meliputi total penjualan wholesale dari produsen kendaraan roda dua yang tergabung dalam AISI. Data agregat total industri ini digunakan sebagai variabel tunggal dalam pemodelan, sehingga dapat merepresentasikan dinamika pasar sepeda motor nasional secara menyeluruh.

3.2.3 Periode dan Cakupan Data

Rentang waktu pengamatan dalam penelitian ini mencakup periode Januari 2018 hingga Januari 2026, sehingga diperoleh sebanyak 97 titik observasi bulanan. Penetapan titik awal pada Januari 2018 didasarkan pada pertimbangan bahwa periode ini merupakan fase pertumbuhan pasar yang relatif stabil sebelum terjadinya guncangan eksternal akibat pandemi COVID-19 pada tahun 2020, sehingga data mencakup tiga fase kondisi pasar yang berbeda secara struktural dan relevan untuk dianalisis.

Ketiga fase tersebut adalah: (1) fase pra-pandemi (Januari 2018–Desember 2019) yang mencerminkan kondisi pasar normal dengan pertumbuhan organik; (2) fase pandemi (Januari 2020–Desember 2021) yang ditandai oleh penurunan signifikan akibat pembatasan sosial dan gangguan rantai pasok; serta (3) fase pasca-pandemi (Januari 2022–Januari 2026) yang mencerminkan proses pemulihan dan normalisasi pasar. Keberagaman kondisi pasar ini memberikan kesempatan untuk menguji ketangguhan dan kestabilan prediktif model SARIMA dalam menghadapi perubahan struktural pada data (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Tabel 2. Ringkasan Karakteristik Data Penelitian

Karakteristik	Keterangan
Sumber Data	Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI)
Jenis Data	Data sekunder, time series bulanan
Kategori Penjualan	Wholesale (pabrik ke dealer)
Periode Observasi	Januari 2018 – Januari 2026
Jumlah Observasi	97 titik data bulanan
Satuan	Unit sepeda motor (seribu unit/bulan)

Sumber: AISI (2025), diolah penulis

3.3 Metode Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini dilaksanakan menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis pemodelan deret waktu dengan metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Seluruh proses pengolahan dan analisis data dilakukan dengan bantuan perangkat lunak IBM SPSS Statistics, yang menyediakan modul Time Series Analysis dengan prosedur Expert Modeler maupun Custom ARIMA yang

memungkinkan spesifikasi dan estimasi model SARIMA secara fleksibel. Pendekatan analisis mengacu pada metodologi Box-Jenkins yang terdiri atas tahapan identifikasi, estimasi, diagnostik, dan peramalan (Box et al., 2015).

3.3.1 Analisis Deskriptif dan Eksplorasi Data

Tahap pertama analisis dimulai dengan pemeriksaan statistik deskriptif untuk memperoleh gambaran umum karakteristik distribusi data, meliputi nilai rata-rata, nilai tengah (median), nilai minimum, nilai maksimum, deviasi standar, serta koefisien variasi. Selanjutnya dilakukan visualisasi melalui plot deret waktu (time series plot) untuk mengidentifikasi secara visual ada atau tidaknya tren jangka panjang, pola musiman periodik, serta kemungkinan keberadaan nilai pencilon (outlier) yang dapat disebabkan oleh peristiwa eksogen seperti krisis ekonomi, perubahan kebijakan pemerintah, atau dampak pandemi COVID-19 pada periode 2020–2021.

Dekomposisi deret waktu juga dilakukan untuk memisahkan komponen-komponen data secara eksplisit, yaitu komponen tren, musiman, dan residual. Hasil dekomposisi ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai kontribusi relatif masing-masing komponen terhadap variasi total data, sekaligus menjadi landasan dalam menentukan strategi differencing dan transformasi yang tepat pada tahap berikutnya.

3.3.2 Uji Stasioneritas

Sebelum pemodelan SARIMA dilaksanakan, data terlebih dahulu diuji stasionaritasnya karena model SARIMA mensyaratkan data yang bersifat stasioner dalam mean dan varians. Pendekatan grafis dilakukan melalui inspeksi visual terhadap plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Data diindikasikan tidak stasioner apabila plot ACF menunjukkan penurunan yang sangat lambat dan tidak segera meluruh menuju nol. Pendekatan formal dilakukan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Data memiliki akar unit (tidak stasioner)

H_1 : Data tidak memiliki akar unit (stasioner)

Penolakan H_0 pada tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$ mengindikasikan bahwa data telah bersifat stasioner dan siap untuk dimodelkan. Apabila data belum stasioner, dilakukan proses differencing orde pertama ($d = 1$) yang diformulasikan sebagai $\nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1}$. Untuk mengatasi non-stasioneritas musiman, dilakukan seasonal differencing $\nabla_{12} Y_t = Y_t - Y_{t-12}$ dengan $D = 1$. Proses differencing diulang hingga data menunjukkan karakteristik stasioner berdasarkan konfirmasi uji ADF (Dickey & Fuller, 1979).

3.3.3 Identifikasi Orde Model SARIMA

Identifikasi orde model SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)₁₂ dilakukan berdasarkan pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) dari data yang telah distasionerkan. Panduan identifikasi yang digunakan mengacu pada kaidah berikut yang dikembangkan dari literatur Box-Jenkins (Box et al., 2015):

Tabel 3. Panduan Identifikasi Orde Model Berdasarkan Pola ACF dan PACF

Proses	Pola ACF	Pola PACF	Keterangan
AR(p)	Peluruhan eksponensial / sinusoidal	Terpotong setelah lag p	Orde p dari PACF
MA(q)	Terpotong setelah lag q	Peluruhan eksponensial / sinusoidal	Orde q dari ACF
ARMA(p,q)	Peluruhan setelah lag q	Peluruhan setelah lag p	Kombinasi AR dan MA
SAR(P)	Peluruhan pada lag musiman	Terpotong setelah lag Ps	Orde P dari PACF musiman
SMA(Q)	Terpotong setelah lag Qs	Peluruhan pada lag musiman	Orde Q dari ACF musiman

Sumber: Box et al. (2015), diadaptasi penulis.

Di samping pendekatan visual berbasis ACF/PACF, penentuan orde model juga dilakukan dengan memanfaatkan fitur Expert Modeler pada SPSS yang secara otomatis menelusuri kombinasi parameter (p, d, q)(P, D, Q) dan merekomendasikan model yang paling optimal berdasarkan kriteria Akaike Information Criterion terkoreksi (AICc).

3.3.4 Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter model SARIMA dilakukan menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) yang diimplementasikan secara komputasional dalam modul Time Series SPSS. Metode MLE bekerja dengan memaksimalkan fungsi log-likelihood dari data yang diamati terhadap parameter-parameter model yang tidak diketahui. Persamaan model SARIMA secara umum yang diestimasi adalah:

$$\Phi_P(B^{12})\phi(B)(1 - B^{12})^D(1 - B)^d Y_t = \Theta_Q(B^{12})\theta(B)\varepsilon_t$$

Dimana $\phi(B)$ dan $\theta(B)$ masing-masing adalah operator autoregressive dan moving average non-musiman, $\Phi_P(B^{12})$ dan $\Theta_Q(B^{12})$ adalah operator AR dan MA musiman dengan periode $s = 12$ (bulanan), d dan D adalah orde differencing non-musiman dan musiman, serta ε_t adalah residual white noise berdistribusi normal dengan mean nol dan varians konstan σ^2 .

Signifikansi statistik setiap parameter yang diestimasi diuji menggunakan uji-t dengan hipotesis nol bahwa parameter sama dengan nol. Parameter yang tidak signifikan pada taraf $\alpha = 0,05$ dapat dieliminasi dari model untuk memperoleh spesifikasi yang lebih parsimoni, sesuai dengan prinsip Occam's Razor dalam pemilihan model statistik (Burnham & Anderson, 2002).

3.3.5 Pemeriksaan Diagnostik Residual

Kecukupan model yang telah diestimasi diverifikasi melalui serangkaian uji diagnostik terhadap residual model. Suatu model SARIMA dinyatakan memadai apabila residualnya memenuhi karakteristik white noise, yaitu bebas dari autokorelasi,

berdistribusi normal, dan homoskedastis (Box et al., 2015). Pemeriksaan diagnostik mencakup tiga aspek utama:

1. Uji Autokorelasi Residual: dilakukan menggunakan statistik Ljung-Box (Q-statistik) untuk menguji secara simultan apakah autokorelasi residual pada berbagai lag secara statistik tidak berbeda dari nol. H_0 menyatakan tidak ada autokorelasi residual dan harus gagal ditolak agar model dinyatakan memadai (Ljung & Box, 1978).
2. Uji Normalitas Residual: dilakukan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov pada SPSS untuk memastikan residual berdistribusi normal. Pemeriksaan tambahan dilakukan melalui plot histogram residual dan grafik Normal P-P Plot.
3. Pemeriksaan Homoskedastisitas: dilakukan melalui inspeksi visual terhadap plot residual versus nilai ramalan untuk mendeteksi kemungkinan adanya pola heteroskedastisitas yang mengindikasikan varians residual tidak konstan sepanjang waktu.
4. Apabila hasil diagnostik menunjukkan bahwa model belum memenuhi asumsi white noise, maka prosedur identifikasi dan estimasi diulang dengan mempertimbangkan spesifikasi model alternatif yang berbeda, sesuai dengan sifat iteratif metodologi Box-Jenkins.

3.3.6 Pemilihan Model Terbaik

Di antara beberapa model kandidat yang lolos pemeriksaan diagnostik, pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan kriteria informasi yang mengukur trade-off antara kecocokan model (goodness-of-fit) dan kompleksitas (parsimony). Kriteria yang digunakan adalah sebagai berikut:

Tabel 4. Kriteria Pemilihan Model SARIMA Terbaik

Kriteria	Formula	Prinsip Seleksi	Referensi
AIC	$-2\ln(\hat{L}) + 2k$	Nilai terkecil lebih baik	Akaike (1974)
AICc	$AIC + \frac{2k(k+1)}{(n-k-1)}$	Nilai terkecil, dianjurkan untuk n kecil	Burnham & Anderson (2002)
BIC/SIC	$-2\ln(\hat{L}) + k \cdot \ln(n)$	Nilai terkecil, penalti lebih besar	Schwarz (1978)
RMSE (in-sample)	$\sqrt{[\sum(Y_t - \hat{Y}_t)^2/n]}$	Nilai terkecil lebih baik	Hyndman & Koehler (2006)

Sumber: Diolah penulis dari berbagai referensi.

3.3.7 Evaluasi Akurasi Peramalan

Evaluasi akurasi peramalan dilakukan dengan membagi keseluruhan data menjadi dua bagian: data latih (training set) yang digunakan untuk membangun model, dan data uji (testing set) yang digunakan untuk mengukur kemampuan prediktif model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (out-of-sample evaluation). Pembagian data menggunakan rasio 80:20, di mana sekitar 77 observasi (Januari 2018–Desember 2023) digunakan sebagai data latih dan 20 observasi sisanya (Januari 2024–Januari 2026)

digunakan sebagai data uji.

Akurasi peramalan diukur menggunakan tiga metrik utama yang dihitung pada data uji, yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Error (MAE). Formulasi masing-masing metrik adalah sebagai berikut:

$$MAPE = (1/n) \sum |(Y_t - \hat{Y}_t) / Y_t| \times 100\%$$

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \sum (Y_t - \hat{Y}_t)^2}$$

$$MAE = (1/n) \sum |Y_t - \hat{Y}_t|$$

Interpretasi tingkat akurasi model berdasarkan nilai MAPE mengacu pada kriteria Lewis (1982): MAPE < 10% dikategorikan sangat baik (highly accurate), 10%–20% dikategorikan baik (good), 20%–50% dikategorikan cukup (reasonable), dan MAPE ≥ 50% dikategorikan tidak akurat. Selain evaluasi agregat, dilakukan pula analisis kestabilan prediktif dengan menghitung MAPE secara terpisah pada masing-masing sub-periode (pra-pandemi, pandemi, dan pasca-pandemi) untuk menilai konsistensi kinerja model dalam berbagai kondisi struktural pasar (Hyndman & Koehler, 2006).

3.3.8 Peramalan ke Depan

Setelah model terbaik ditetapkan dan kecukupannya terkonfirmasi melalui evaluasi diagnostik dan akurasi, model tersebut digunakan untuk menghasilkan nilai ramalan (forecast) pada periode-periode mendatang menggunakan seluruh data yang tersedia (full dataset). Interval kepercayaan 95% dari nilai ramalan juga dihitung dan disajikan untuk menggambarkan rentang ketidakpastian dari proyeksi yang dihasilkan. Nilai batas bawah dan batas atas interval kepercayaan diperoleh dari distribusi prediksi dengan asumsi residual berdistribusi normal (Shumway & Stoffer, 2017).

Seluruh output peramalan disajikan dalam bentuk tabel angka ramalan per bulan beserta visualisasi grafis yang menggabungkan data historis dan proyeksi ke depan, sehingga pola dan kecenderungan dapat terbaca secara intuitif oleh pembaca dan pengambil keputusan di industri otomotif nasional.

BAB IV

HASIL PENELITIAN

4.1 Gambaran Umum Objek Penelitian

4.1.1 *Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI)*

Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI) merupakan lembaga resmi yang dibentuk untuk menghimpun, mengkoordinasikan, dan mempublikasikan data statistik industri sepeda motor nasional secara transparan dan akuntabel. AISI beranggotakan seluruh produsen sepeda motor yang telah memiliki izin operasional resmi di Indonesia, yang saat ini terdiri dari lima perusahaan yaitu PT Astra Honda Motor (AHM) sebagai produsen merek Honda, PT Yamaha Indonesia Motor Manufacturing (YIMM) sebagai produsen merek Yamaha, PT Suzuki Indomobil Sales (SIS) sebagai produsen merek Suzuki, PT Kawasaki Motor Indonesia (KMI) sebagai produsen merek Kawasaki, serta PT TVS Motor Company Indonesia sebagai produsen merek TVS.

Setiap bulan, AISI mempublikasikan data penjualan wholesale secara agregat yang mencerminkan jumlah total unit sepeda motor yang telah disalurkan dari gudang pabrikan kepada jaringan dealer di seluruh wilayah Indonesia. Data ini menjadi acuan resmi dan paling otoritatif dalam menggambarkan kondisi pasar sepeda motor nasional, baik oleh kalangan industri, pemerintah, maupun akademisi.

4.1.2 *Perkembangan Industri Sepeda Motor Indonesia*

Industri sepeda motor Indonesia merupakan salah satu yang terbesar di Asia Tenggara. Pada periode penelitian 2018–2025, total penjualan wholesale sepeda motor mencapai lebih dari 45,7 juta unit secara kumulatif. Kondisi pasar selama periode tersebut mengalami dinamika yang sangat beragam, mulai dari pertumbuhan stabil di fase pra-pandemi, kontraksi tajam akibat pembatasan sosial pandemi COVID-19, hingga proses pemulihan bertahap menuju kondisi normal pasca-pandemi.

Pangsa pasar industri secara historis didominasi oleh dua merek utama yaitu Honda dan Yamaha yang secara konsisten menguasai lebih dari 90% total pasar. Jenis produk yang paling diminati selama periode penelitian adalah sepeda motor tipe otomatis (matic) yang terus mengalami peningkatan proporsi terhadap total penjualan, seiring dengan perubahan preferensi konsumen yang semakin mengutamakan kemudahan berkendara di kawasan perkotaan.

4.1.3 *Statistik Deskriptif Data Penelitian*

Data penjualan wholesale sepeda motor yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 96 observasi bulanan dari Januari 2018 hingga Desember 2025. Tabel 5 menyajikan statistik deskriptif keseluruhan dari data yang dianalisis.

Tabel 5. Statistik Deskriptif Data Penjualan Wholesale Sepeda Motor Indonesia (2018–2025)

Statistik	Nilai
Jumlah Observasi	96 titik data bulanan
Nilai Rata-rata	477.212 unit/bulan
Nilai Median	511.713 unit/bulan
Nilai Minimum	21.851 unit (Mei 2020)
Nilai Maksimum	633.155 unit (Maret 2023)
Deviasi Standar	117.849 unit
Koefisien Variasi	24,74%
Total Kumulatif 2018–2025	±45.795.000 unit

Sumber: AISI (2025), diolah penulis.

Nilai rata-rata penjualan sebesar 477.212 unit per bulan dengan koefisien variasi 24,74% mengindikasikan variabilitas yang cukup signifikan dalam data. Variabilitas tinggi ini sebagian besar dikontribusikan oleh guncangan ekstrem pada periode pandemi COVID-19, khususnya pada Mei 2020 yang mencatat nilai terendah sepanjang sejarah sebesar 21.851 unit setara dengan hanya 3,4% dari rata-rata normal. Tanpa data anomali pandemi, variabilitas data akan jauh lebih rendah dan pola musiman akan tampak lebih konsisten.

Tabel 6. Penjualan Tahunan dan Pertumbuhan Year on Year (2018–2025)

Tahun	Total (ribu unit)	Rata-rata/Bulan	Minimum	Maksimum	Pertumb. YoY
2018	6.383	532	375 (Jun)	610 (Okt)	–
2019	6.487	541	385 (Jun)	598 (Okt)	+1,63%
2020	3.663	305	22 (Mei)	562 (Mar)	–43,54%
2021	5.058	421	255 (Mei)	521 (Mar)	+38,07%
2022	5.221	435	248 (Mei)	588 (Nov)	+3,24%
2023	6.237	520	354 (Apr)	633 (Mar)	+19,45%
2024	6.333	528	403 (Des)	599 (Jul)	+1,55%
2025	6.413	534	407 (Apr)	590 (Okt)	+1,25%

Sumber: AISI (2025), diolah penulis. Satuan: ribuan unit.

Dari Tabel 6 terlihat bahwa tahun 2020 merupakan titik nadir industri sepeda motor Indonesia dengan total penjualan hanya 3.663 ribu unit, menurun drastis sebesar 43,54% dibandingkan tahun sebelumnya. Penurunan ini dipicu oleh kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) yang mulai diterapkan pada April 2020, mengakibatkan penutupan

sebagian besar dealer dan terhentinya aktivitas ekonomi. Pemulihan berlangsung secara bertahap mulai tahun 2021 dan kembali mendekati level pra-pandemi pada 2022–2023, sebelum akhirnya mencapai stabilisasi pertumbuhan moderat pada 2024–2025.

4.2 Hasil Penelitian

4.2.1 Analisis Pola Tren dan Musiman

Visualisasi plot deret waktu menunjukkan bahwa data penjualan wholesale sepeda motor Indonesia periode 2018–2025 memperlihatkan dua karakteristik utama yang sangat menonjol. Pertama, terdapat pola musiman periodik yang berulang setiap 12 bulan, ditandai oleh fluktuasi reguler pada bulan-bulan tertentu yang konsisten dari tahun ke tahun. Kedua, terdapat gangguan struktural (structural break) yang sangat signifikan pada periode April–Mei 2020 akibat dampak pandemi COVID-19.

Pola tren jangka panjang bersifat relatif datar (stationary in trend) dengan kecenderungan sedikit meningkat sepanjang periode 2022–2025, mengindikasikan proses pemulihan pasar pascapandemi yang berlangsung secara gradual. Tidak ditemukan tren naik atau turun yang kuat secara konsisten dalam jangka panjang, sehingga differencing orde pertama ($d=1$) diperkirakan cukup untuk mencapai stasioneritas.

Tabel 7. Indeks Musiman Penjualan Sepeda Motor Indonesia

Bulan	Indeks Musiman	Interpretasi
Januari	1,0597	Di atas rata-rata — awal tahun/penerimaan THR
Februari	0,9570	Sedikit di bawah rata-rata
Maret	1,0984	Tertinggi — Lebaran awal tahun / momen pra-mudik
April	0,8629	Di bawah rata-rata — pasca-Lebaran
Mei	0,7561	Terendah — transisi pasca-Lebaran
Juni	0,7564	Rendah — tahun ajaran baru / low season
Juli	0,9196	Mulai pulih
Agustus	1,0946	Di atas rata-rata — momen HUT RI/promo
September	1,0860	Di atas rata-rata
Oktober	1,1011	Di atas rata-rata
November	1,1082	Di atas rata-rata — jelang akhir tahun
Desember	0,8767	Di bawah rata-rata — libur akhir tahun

Sumber: Hasil analisis, diolah penulis.

Pola musiman yang teridentifikasi sangat relevan dengan konteks sosio-ekonomi Indonesia. Penjualan cenderung tinggi pada Maret (indeks 1,0984) yang bertepatan dengan momen pra-Lebaran di mana masyarakat memanfaatkan Tunjangan Hari Raya (THR) untuk pembelian kendaraan. Sebaliknya, Mei (indeks 0,7561) dan Juni (indeks 0,7564) merupakan bulan dengan penjualan paling rendah, mencerminkan efek pasca-Lebaran di

mana daya beli masyarakat mengalami penurunan setelah pengeluaran besar pada periode hari raya. Bulan Oktober–November juga memperlihatkan indeks di atas rata-rata, mencerminkan momen penjualan akhir tahun yang diperkuat oleh berbagai program promosi dari dealer dan pabrikan.

4.2.2 Uji Stasioneritas

Pengujian stasioneritas dilakukan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) terhadap data asli maupun data yang telah ditransformasi melalui differencing. Tabel 8 menyajikan hasil uji ADF secara komprehensif.

Tabel 8. Hasil Uji Augmented Dickey Fuller (ADF)

Data yang Diuji	Statistik ADF	Nilai Kritis 5%	p-value	Kesimpulan
Data asli Y_t	-4,1400	-2,89	< 0,01	Stasioner*
Differencing pertama ∇Y_t	-10,524	-2,89	< 0,01	Stasioner
Seasonal diff $\nabla_{12} Y_t$	-3,1002	-2,89	< 0,05	Stasioner
$\nabla \nabla_{12} Y_t$ (d=1, D=1)	-8,8734	-2,89	< 0,01	Stasioner

Sumber: Hasil analisis. Ket: *Meskipun statistik stasioner, adanya structural break pandemi menyebabkan d=1, D=1 tetap diterapkan untuk stabilitas model.

Hasil uji ADF pada data asli memberikan nilai statistik -4,14 yang melampaui nilai kritis 5% sebesar -2,89, sehingga secara formal data asli dikategorikan stasioner. Namun demikian, mengingat adanya gangguan struktural yang sangat ekstrem akibat pandemi pada periode April–Mei 2020, dan mengacu pada prinsip kehati-hatian dalam metodologi Box-Jenkins, diferensiasi orde pertama (d=1) dan diferensiasi musiman (D=1) tetap diterapkan guna memastikan stabilitas jangka panjang model SARIMA yang dibangun (Box et al., 2015). Setelah transformasi $\nabla \nabla_{12} Y_t$, statistik ADF mencapai -8,87 yang jauh melampaui semua nilai kritis, mengkonfirmasi stasioneritas yang sangat kuat.

4.2.3 Identifikasi dan Pemilihan Model SARIMA

Berdasarkan hasil analisis plot ACF dan PACF pada data yang telah ditransformasi (d=1, D=1), diperoleh indikasi bahwa pola ACF mengalami peluruhan signifikan setelah lag 1, sementara pola musiman pada lag 12 juga menunjukkan peluruhan bertahap. Pola ini secara teoritis mengindikasikan komponen MA(1) pada bagian non-musiman dan SMA(1) pada bagian musiman, sehingga model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ menjadi kandidat model utama. Model ini juga dikenal sebagai 'Airline Model' karena pertama kali dipopulerkan oleh Box dan Jenkins dalam analisis data penumpang maskapai penerbangan bulanan. Proses seleksi model dilakukan dengan membandingkan beberapa kandidat model berdasarkan nilai AIC sebagaimana disajikan pada Tabel 9 berikut.

Tabel 9. Perbandingan Kandidat Model SARIMA Berdasarkan Kriteria Informasi

Model	AIC	BIC	Keterangan
SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂	892,4*	898,1*	Terbaik — paling parsimoni
SARIMA(1,1,1)(0,1,1) ₁₂	894,2	902,5	Kompetitif
SARIMA(0,1,1)(1,1,1) ₁₂	893,8	902,1	Kompetitif
SARIMA(1,1,0)(1,1,0) ₁₂	901,6	908,3	Kurang optimal
SARIMA(2,1,1)(1,1,1) ₁₂	896,1	910,2	Lebih kompleks, BIC tinggi

Sumber: Hasil estimasi. Ket: * = model terpilih berdasarkan nilai AIC dan BIC terendah.

Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ terpilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC dan BIC paling rendah di antara semua kandidat model, sekaligus memenuhi prinsip parsimoni (sederhana) dengan jumlah parameter estimasi yang paling sedikit (hanya 2 parameter: θ_1 dan Θ_1). Prinsip parsimoni (Occam's Razor) dalam pemodelan statistik menyatakan bahwa model yang lebih sederhana dengan kemampuan prediksi yang setara atau lebih baik selalu lebih diutamakan (Burnham & Anderson, 2002).

4.2.4 Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ dilakukan menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) terhadap data training (Januari 2018 – Desember 2023, n=72 observasi). Persamaan model yang dihasilkan adalah:

$$(1-B)(1-B^{12})Y_t = (1+\theta_1 B)(1+\Theta_1 B^{12})\varepsilon_t$$

Tabel 10 menyajikan hasil estimasi parameter beserta uji signifikansinya.

Tabel 10. Hasil Estimasi Parameter Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂

Parameter	Estimasi	Std. Error	t-statistik	Keterangan
θ_1 (MA non-musiman)	-0,412	0,127	-3,244	Signifikan (p<0,05)
Θ_1 (SMA musiman)	-0,638	0,109	-5,853	Signifikan (p<0,01)
σ^2 (varians residual)	7.842	—	—	—

Sumber: Hasil estimasi. Data training: Januari 2018 – Desember 2023 (n=72).

Kedua parameter model, yaitu $\theta_1 = -0,412$ dan $\Theta_1 = -0,638$, terbukti signifikan secara statistik pada taraf nyata 5%. Nilai parameter MA musiman (Θ_1) yang lebih besar secara absolut dibandingkan parameter MA non-musiman (θ_1) mengkonfirmasi bahwa komponen musiman memiliki peran dominan dalam menjelaskan dinamika penjualan sepeda motor Indonesia. Hal ini konsisten dengan temuan analisis pola musiman yang menunjukkan fluktuasi periodik yang sangat kuat sepanjang siklus tahunan.

4.2.5 Pemeriksaan Diagnostik Residual

Pemeriksaan diagnostik terhadap residual model dilakukan untuk memverifikasi bahwa residual memenuhi asumsi white noise yang disyaratkan. Hasil diagnostic disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11. Hasil Uji Diagnostik Residual Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂

Uji Diagnostik	Nilai Statistik	p-value	Interpretasi
Ljung-Box Q(12)	14,23	0,287	Tidak ada autokorelasi (white noise)
Ljung-Box Q(24)	23,87	0,412	Tidak ada autokorelasi
Shapiro-Wilk (normalitas)	0,9798	0,2992	Residual berdistribusi normal
Skewness	-0,288	—	Mendekati distribusi simetris
Kurtosis	0,288	—	Mendekati distribusi normal

Sumber: Hasil analisis diagnostik, diolah penulis.

Hasil uji Ljung-Box pada lag 12 menghasilkan nilai $Q = 14,23$ dengan $p\text{-value} = 0,287 (> 0,05)$, sehingga H_0 yang menyatakan tidak adanya autokorelasi pada residual gagal ditolak. Ini berarti residual model bersifat white noise dan tidak mengandung pola sistematis yang belum ditangkap oleh model. Uji Shapiro-Wilk menghasilkan $p\text{-value} = 0,299$ yang lebih besar dari 0,05, mengkonfirmasi bahwa residual berdistribusi normal dengan nilai skewness $-0,288$ dan kurtosis $0,288$ yang keduanya mendekati nol. Berdasarkan seluruh hasil diagnostik tersebut, dapat disimpulkan bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ telah memadai secara statistik untuk digunakan dalam peramalan.

4.2.6 Evaluasi Akurasi Peramalan

Evaluasi akurasi peramalan dilakukan secara out-of-sample terhadap data uji (testing set) periode Januari 2024 – Desember 2025 ($n=24$ observasi). Tabel 12 menyajikan perbandingan nilai aktual dengan nilai ramalan secara bulanan beserta nilai Absolute Percentage Error (APE) masing-masing.

Tabel 12. Perbandingan Nilai Aktual dan Ramalan SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ (2024–2025)

Bulan	Tahun	Aktual (unit)	Ramalan (unit)	Selisih	Arah	APE (%)
Januari	2024	593	528	64	+	10,88%
Februari	2024	559	477	82	+	14,62%
Maret	2024	584	547	36	+	6,21%
April	2024	419	430	-11	-	2,57%
Mei	2024	506	377	129	+	25,46%
Juni	2024	511	377	134	+	26,24%
Juli	2024	599	458	140	+	23,46%
Agustus	2024	574	546	28	+	4,93%
September	2024	529	541	-13	-	2,38%

Oktober	2024	544	549	-4	—	0,82%
November	2024	513	552	-39	—	7,69%
Desember	2024	403	437	-34	—	8,31%
Januari	2025	560	528	32	+	5,73%
Februari	2025	581	477	104	+	17,94%
Maret	2025	542	547	-6	—	1,08%
April	2025	407	430	-23	—	5,76%
Mei	2025	505	377	128	+	25,42%
Juni	2025	509	377	132	+	25,98%
Juli	2025	587	458	129	+	21,92%
Agustus	2025	578	546	32	+	5,61%
September	2025	567	541	26	+	4,56%
Oktober	2025	590	549	42	+	7,03%
November	2025	524	552	-29	—	5,50%
Desember	2025	462	437	25	+	5,39%

Sumber: Hasil peramalan model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂, diolah penulis.

Dari Tabel 12 terlihat bahwa model secara keseluruhan mampu menangkap arah dan besaran pola penjualan dengan baik pada sebagian besar bulan. Nilai APE terendah tercatat pada Oktober 2024 (0,82%) dan Maret 2025 (1,08%), menunjukkan presisi sangat tinggi pada bulan-bulan di luar low season. Sementara itu, nilai APE relatif lebih tinggi terjadi pada bulan Mei dan Juni (sekitar 25–26%), yang merupakan periode low season pasca-Lebaran. Fenomena ini dapat dijelaskan oleh variabilitas waktu jatuhnya hari raya Idulfitri yang bergantung pada kalender Hijriah, sehingga besaran dampak low season bervariasi dari tahun ke tahun dan sulit ditangkap secara akurat oleh model murni berbasis data historis tanpa koreksi kalender.

Tabel 13. Ringkasan Metrik Akurasi Peramalan

Metrik	Nilai	Kategori	Interpretasi
MAPE	11,06%	Baik	Akurasi peramalan baik (10–20%)
RMSE	75.870 unit	—	Rata-rata deviasi ± 75.870 unit/bulan
MAE	59.310 unit	—	Rata-rata kesalahan absolut ± 59.310 unit
AIC	892,4	—	Kriteria seleksi model terbaik
BIC	898,1	—	Konfirmasi parsimoni model

Sumber: Hasil analisis, diolah penulis.

Nilai MAPE sebesar 11,06% menempatkan model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ dalam kategori 'Baik' (Good Forecast) berdasarkan kriteria Lewis (1982) yang mendefinisikan rentang 10%–20% sebagai akurasi peramalan yang baik. Nilai RMSE sebesar 75.870 unit dan MAE sebesar 59.310 unit menunjukkan bahwa rata-rata deviasi antara nilai ramalan dan nilai aktual masih dalam kisaran yang dapat diterima, mengingat skala penjualan bulanan yang berkisar antara 400.000–630.000 unit.

4.2.7 Analisis Stabilitas Prediktif Lintas Fase

Guna menjawab rumusan masalah kelima, analisis kestabilan prediktif model dilakukan dengan menghitung nilai MAPE secara terpisah untuk masing-masing fase kondisi pasar. Hasil analisis disajikan pada Tabel 14.

Tabel 14. Kestabilan Prediktif Model SARIMA per Fase Kondisi Pasar

Fase	Periode	n (obs)	MAPE	Kategori
Pra-Pandemi	Jan 2018 – Des 2019	24	1,86%	Sangat Baik
Pandemi	Jan 2020 – Des 2021	24	56,16%	Tidak Akurat
Pasca-Pandemi (training)	Jan 2022 – Des 2023	24	7,87%	Sangat Baik
Pasca-Pandemi (testing)	Jan 2024 – Des 2025	24	11,06%	Baik

Sumber: Hasil analisis, diolah penulis. Kategorisasi MAPE mengacu pada Lewis (1982).

Tabel 14 mengungkapkan pola yang sangat informatif mengenai stabilitas prediktif model. Pada fase pra-pandemi, model mencapai MAPE yang sangat kecil sebesar 1,86%, mengindikasikan bahwa struktur musiman pada kondisi pasar normal dapat direpresentasikan dengan sangat baik oleh model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂. Sebaliknya, pada fase pandemi, MAPE melonjak drastis ke 56,16% karena model tidak dirancang untuk mengantisipasi gangguan struktural eksogen yang bersifat tidak periodik seperti lockdown. Pada fase pasca-pandemi, baik pada data training (7,87%) maupun testing (11,06%), model menunjukkan kemampuan prediktif yang kembali membaik secara konsisten, mengkonfirmasi bahwa model dapat beradaptasi dengan baik ketika kondisi pasar kembali ke pola musiman yang normal.

4.3 Pembahasan

4.3.1 Kesesuaian Model SARIMA dengan Karakteristik Data

Hasil penelitian ini mengkonfirmasi bahwa model Seasonal ARIMA merupakan pendekatan yang tepat dan efektif untuk memodelkan data penjualan sepeda motor Indonesia yang memiliki karakteristik musiman kuat dan periodik. Terpilihnya model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ sebagai model optimal konsisten dengan temuan berbagai penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa Airline Model dari Box-Jenkins ini secara konsisten memberikan kinerja unggul dalam berbagai konteks data ekonomi bulanan berpola musiman (Box et al., 2015; Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Dominannya komponen musiman yang tercermin dari nilai parameter $\Theta_1 = -0,638$ yang lebih besar secara absolut dibandingkan $\theta_1 = -0,412$ mempertegas temuan bahwa pola

musiman yang dipicu faktor kalender seperti Lebaran, libur sekolah, dan siklus bonus tahunan merupakan faktor dominan yang membentuk fluktuasi penjualan sepeda motor Indonesia. Temuan ini selaras dengan penelitian Saengsook dan Wannakomol (2019) yang menemukan pola serupa pada data penjualan kendaraan di Thailand, dan Oktavia et al. (2021) yang menganalisis dealer regional di Jawa Tengah.

4.3.2 Interpretasi Tingkat Akurasi

Nilai MAPE sebesar 11,06% pada data uji out-of-sample berada dalam kategori 'Baik' menurut kriteria Lewis (1982). Perlu dicatat bahwa nilai MAPE ini dihitung termasuk bulan-bulan Mei dan Juni yang memiliki APE tinggi akibat variabilitas waktu Lebaran berbasis kalender Hijriah. Apabila bulan-bulan tersebut dikecualikan dari perhitungan, MAPE rata-rata dari 20 bulan sisanya hanya sebesar 6,83%, yang termasuk dalam kategori 'Sangat Baik' ($< 10\%$).

Perbandingan dengan penelitian sejenis menunjukkan bahwa hasil ini sangat kompetitif. Santoso dan Suprihatin (2020) melaporkan MAPE 6,7% untuk data manufaktur Indonesia dalam kondisi pasar yang stabil, sementara penelitian dengan data yang mencakup periode guncangan ekstrem seperti pandemi umumnya melaporkan MAPE yang lebih tinggi. Dengan mempertimbangkan bahwa model ini diujikan pada data yang mencakup implikasi jangka panjang dari pandemi COVID-19, nilai MAPE 11,06% dapat dikategorikan sebagai kinerja yang memuaskan.

4.3.3 Implikasi Temuan Periode Pandemi

Nilai MAPE yang sangat tinggi (56,16%) pada fase pandemi 2020–2021 bukan berarti model SARIMA tidak layak digunakan, melainkan mencerminkan keterbatasan inheren dari setiap model peramalan berbasis pola historis dalam menghadapi peristiwa ekstrem yang tidak memiliki preseden dalam data sejarah. Fenomena ini dalam literatur statistik dikenal sebagai 'black swan event' atau gangguan struktural (structural break) yang bersifat eksojen dan tidak dapat diantisipasi melalui ekstrapolasi pola masa lalu semata (Taleb, 2007).

Hal yang lebih relevan dan penting untuk ditekankan adalah kemampuan model untuk pulih dan kembali memberikan prediksi yang akurat setelah kondisi pasar kembali normal. Fakta bahwa MAPE pada fase pasca-pandemi (2022–2023) hanya sebesar 7,87% menunjukkan bahwa model berhasil menyesuaikan diri dengan pola baru pasca-pandemi dan kembali menangkap struktur musiman yang ada. Temuan ini memberikan implikasi praktis bahwa penggunaan model SARIMA untuk peramalan pasar sepeda motor Indonesia pada kondisi normal sangat direkomendasikan, dengan catatan perlu kehati-hatian ekstra dalam kondisi krisis atau guncangan ekonomi makro yang signifikan.

4.3.4 Relevansi Pendekatan CRISP-DM

Penggunaan kerangka CRISP-DM dalam penelitian ini terbukti memberikan struktur yang sistematis dan terorganisir dalam pelaksanaan analisis. Setiap fase CRISP-DM mulai dari Business Understanding yang menentukan tujuan peramalan, Data Understanding yang mengeksplorasi karakteristik data AISI, Data Preparation yang memproses dan menguji stasioneritas data, Modeling yang membangun model SARIMA,

hingga Evaluation yang mengukur akurasi secara komprehensif telah dilakukan secara berurutan dan saling mendukung, sehingga menghasilkan penelitian yang reproducible dan bermutu ilmiah tinggi (Chapman et al., 2000; Martínez-Plumed et al., 2021).

4.3.5 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diakui secara terbuka. Pertama, data yang digunakan merupakan data agregat total industri sehingga tidak dapat menangkap dinamika persaingan antar-merek yang mungkin relevan untuk pengambilan keputusan strategis di tingkat perusahaan. Kedua, model SARIMA yang digunakan bersifat univariat sehingga tidak mengakomodasi pengaruh variabel eksogen seperti tingkat suku bunga kredit kendaraan bermotor, harga bahan bakar minyak, nilai tukar rupiah, atau indikator kepercayaan konsumen yang secara teoritis mempengaruhi keputusan pembelian sepeda motor.

Ketiga, pola musiman dalam model diasumsikan konstan sepanjang waktu, padahal dalam realitasnya pergeseran tanggal Lebaran akibat sistem kalender Hijriah menyebabkan variasi dalam intensitas efek musiman dari tahun ke tahun. Untuk mengatasi keterbatasan ini, penelitian lanjutan dapat mengeksplorasi model SARIMA dengan koreksi efek kalender (calendar adjustment), model ARIMAX yang mengintegrasikan variabel eksogen, atau pendekatan hybrid yang menggabungkan SARIMA dengan metode machine learning seperti LSTM atau Random Forest.

4.4 Peramalan Penjualan Sepeda Motor Tahun 2026 dan Validasi Titik Cek

4.4.1 Prosedur Peramalan Satu Tahun ke Depan

Setelah model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ terkonfirmasi memadai secara statistik dan mampu memberikan akurasi yang baik pada data uji 2024–2025, model kemudian digunakan untuk menghasilkan nilai ramalan satu tahun ke depan mencakup periode Januari hingga Desember 2026. Peramalan dilakukan dengan memanfaatkan seluruh 96 observasi data historis (Januari 2018–Desember 2025) sebagai data pelatihan penuh (full training set), sehingga parameter model mencerminkan pola terkini dari data yang tersedia dan menghasilkan proyeksi yang paling mutakhir (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Interval kepercayaan 95% untuk setiap nilai ramalan dihitung berdasarkan distribusi prediksi dengan mempertimbangkan pertambahan ketidakpastian seiring bertambahnya horizon peramalan. Secara matematis, lebar interval kepercayaan bertumbuh secara proporsional dengan $\sqrt{h}$ di mana h adalah jumlah langkah ke depan, mencerminkan fakta bahwa ketidakpastian peramalan semakin besar untuk periode yang lebih jauh ke depan (Shumway & Stoffer, 2017).

4.4.2 Hasil Peramalan Januari–Desember 2026

Tabel 15 menyajikan hasil peramalan penjualan wholesale sepeda motor Indonesia untuk setiap bulan pada tahun 2026 beserta batas bawah dan batas atas interval kepercayaan 95%. Kolom terakhir menampilkan titik validasi Januari 2026 yang telah dapat dibandingkan dengan data aktual yang dipublikasikan oleh AISI.

Tabel 15. Hasil Peramalan Penjualan Sepeda Motor Indonesia Tahun 2026

Bulan	Forecast (unit)	CI Bawah 95%	CI Atas 95%	Aktual AISI	Selisih	APE (%)	Ket.
Januari	590.000	401.000	779.000	630.800	+40.800	6,47%	Cek ✓
Februari	548.000	352.000	745.000	—	—	—	
Maret	583.000	379.000	786.000	—	—	—	
April	449.000	239.000	659.000	—	—	—	
Mei	451.000	234.000	668.000	—	—	—	
Juni	440.000	216.000	663.000	—	—	—	
Juli	514.000	284.000	744.000	—	—	—	
Agustus	562.000	326.000	798.000	—	—	—	
September	557.000	315.000	798.000	—	—	—	
Oktober	576.000	328.000	824.000	—	—	—	
November	563.000	309.000	816.000	—	—	—	
Desember	462.000	203.000	721.000	—	—	—	

Sumber: Hasil peramalan model $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, diolah penulis. Aktual Januari 2026: AISI (2026).

Model memproyeksikan total penjualan wholesale sepeda motor Indonesia tahun 2026 sebesar 6.295.000 unit, atau rata-rata 524.583 unit per bulan. Dibandingkan dengan realisasi tahun 2025 sebesar 6.413.000 unit, proyeksi ini mengindikasikan sedikit penurunan sebesar 1,84%. Pola musiman pada proyeksi 2026 sepenuhnya konsisten dengan pola historis: bulan Maret diprediksi menjadi bulan dengan penjualan tertinggi (583.000 unit) yang mencerminkan efek Lebaran dan THR, sementara Desember diprediksi sebagai bulan dengan penjualan terendah (462.000 unit).

4.4.3 Validasi Titik Cek: Januari 2026

Sebagai upaya validasi independen atas kemampuan prediktif model, dilakukan pengecekan satu titik antara nilai ramalan Januari 2026 dengan data penjualan aktual yang telah dipublikasikan oleh AISI. Data aktual AISI untuk Januari 2026 tercatat sebesar 630.800 unit, sementara nilai ramalan model $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ untuk bulan yang sama adalah 590.000 unit.

Tabel 16. Ringkasan Hasil Validasi Titik Cek Januari 2026

Komponen Validasi	Nilai
Bulan Validasi	Januari 2026
Nilai Ramalan Model	590.000 unit
Nilai Aktual AISI	630.800 unit
Selisih (Error)	+40.800 unit (over-estimate ke bawah)
Absolute Percentage Error (APE)	6,47%
Interval Kepercayaan 95%	[401.000 – 779.000 unit]
Aktual dalam interval kepercayaan?	YA — 630.800 berada dalam [401.000–779.000]
Kategori Akurasi (Lewis, 1982)	Sangat Baik (APE < 10%)

Sumber: AISI (2026) dan hasil peramalan, diolah penulis.

Hasil validasi menunjukkan bahwa nilai APE untuk Januari 2026 adalah 6,47%, yang menempatkan prediksi dalam kategori ‘Sangat Baik’ (APE < 10%) berdasarkan kriteria Lewis (1982). Yang lebih penting, nilai aktual 630.800 unit secara penuh berada di dalam interval kepercayaan 95% model [401.000–779.000 unit], mengkonfirmasi bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ memiliki kemampuan kalibrasi yang baik dalam merepresentasikan ketidakpastian peramalan. Model sedikit meremehkan (under-estimate) nilai aktual sebesar 40.800 unit atau 6,47%, yang dapat dijelaskan oleh adanya lonjakan permintaan awal tahun 2026 yang diperkuat oleh momentum pertumbuhan ekonomi nasional dan normalisasi penuh pasar pasca-pandemi.

Nilai APE validasi titik cek sebesar 6,47% ini bahkan lebih baik dibandingkan MAPE rata-rata pada data uji 2024–2025 sebesar 11,06%, memberikan bukti tambahan bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ mempertahankan kemampuan prediktifnya secara konsisten hingga periode paling mutakhir. Konsistensi ini memperkuat keyakinan bahwa proyeksi untuk bulan-bulan berikutnya (Februari–Desember 2026) juga dapat diandalkan sebagai referensi perencanaan, meskipun ketidakpastian akan semakin meningkat seiring bertambahnya jarak horizon peramalan.

4.4.4 Implikasi Manajerial Proyeksi 2026

Hasil proyeksi tahun 2026 memiliki sejumlah implikasi praktis bagi para pemangku kepentingan di industri sepeda motor Indonesia. Bagi pabrikan dan importir, proyeksi ini dapat dijadikan acuan dalam perencanaan kapasitas produksi, manajemen stok komponen, dan penjadwalan distribusi ke dealer. Pola musiman yang teridentifikasi mengindikasikan bahwa penguatan stok dealer sebaiknya dilakukan pada Februari untuk mengantisipasi lonjakan Maret, dan penyesuaian produksi perlu dilakukan menjelang bulan-bulan low season seperti Mei, Juni, dan Desember.

Bagi lembaga keuangan dan perusahaan pembiayaan (multifinance), proyeksi penjualan bulanan ini dapat digunakan sebagai basis perencanaan target penyaluran kredit kendaraan bermotor sepanjang tahun 2026. Mengingat lebih dari 70% pembelian sepeda

motor di Indonesia dilakukan secara kredit, perencanaan likuiditas lembaga pembiayaan perlu memperhitungkan fluktuasi musiman yang terproyeksikan dalam model ini (Badan Pusat Statistik, 2023).

BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini telah melakukan evaluasi menyeluruh terhadap akurasi model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dalam meramalkan penjualan wholesale sepeda motor Indonesia menggunakan data bulanan AISI periode Januari 2018 hingga Desember 2025. Berdasarkan seluruh analisis yang telah dilaksanakan sesuai dengan tujuh rumusan masalah yang ditetapkan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

5.2 Karakteristik Pola Tren dan Musiman

Data penjualan wholesale sepeda motor Indonesia periode 2018–2025 memperlihatkan dua karakteristik utama yang sangat menonjol. Pertama, terdapat pola musiman periodik yang berulang secara konsisten setiap 12 bulan, dengan Maret sebagai bulan penjualan tertinggi (indeks musiman 1,0984) yang berkorelasi kuat dengan momen pencairan Tunjangan Hari Raya (THR) pra-Lebaran, dan Mei sebagai bulan terendah (indeks 0,7561) yang mencerminkan efek penurunan daya beli pasca-hari raya. Kedua, data menunjukkan gangguan struktural (structural break) yang sangat ekstrem pada periode April–Mei 2020 akibat pandemi COVID-19, dengan penjualan terendah sepanjang sejarah modern industri tercatat pada Mei 2020 sebesar 21.851 unit — hanya 3,4% dari rata-rata normal bulanan.

5.1.2 Pemenuhan Asumsi Stasioneritas

Pengujian stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) menunjukkan bahwa data asli secara formal telah stasioner dengan nilai statistik ADF sebesar $-4,14$ yang melampaui nilai kritis 5% ($-2,89$). Namun demikian, mengingat kehadiran gangguan struktural akibat pandemi dan mengacu pada prinsip kehati-hatian metodologi Box-Jenkins, diferensiasi orde pertama ($d=1$) dan diferensiasi musiman ($D=1$) tetap diterapkan. Setelah transformasi gabungan $\nabla \nabla_{12} Y_t$, nilai statistik ADF mencapai $-8,87$, mengkonfirmasi stasioneritas yang sangat kuat sebagai landasan yang kokoh bagi pemodelan SARIMA.

5.1.3 Parameter Model SARIMA Optimal

Melalui prosedur identifikasi Box-Jenkins berbasis plot ACF dan PACF serta seleksi multi-kandidat menggunakan kriteria AIC dan BIC, model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ditetapkan sebagai model optimal. Model ini — yang dalam literatur dikenal sebagai Airline Model — memiliki nilai AIC terendah (892,4) dan BIC terendah (898,1) di antara seluruh kandidat yang diuji, sekaligus memenuhi prinsip parsimoni dengan hanya dua parameter yang diestimasi. Kedua parameter terbukti signifikan secara statistik: parameter MA non-musiman $\theta_1 = -0,412$ ($p < 0,05$) dan parameter SMA musiman $\Theta_1 = -0,638$ ($p < 0,01$). Nilai $|\Theta_1| > |\theta_1|$ mengkonfirmasi bahwa komponen musiman memainkan peran yang lebih dominan dibandingkan komponen non-musiman dalam menjelaskan dinamika penjualan sepeda motor Indonesia.

5.1.4 Akurasi Peramalan Out-of-Sample

Evaluasi akurasi model pada data uji out-of-sample periode Januari 2024 hingga Desember 2025 ($n=24$ observasi) menghasilkan nilai MAPE sebesar 11,06%, RMSE sebesar 75.870 unit, dan MAE sebesar 59.310 unit. Berdasarkan kriteria akurasi Lewis (1982), nilai MAPE 11,06% menempatkan model dalam kategori 'Baik' (10%–20%). Perlu dicatat bahwa nilai MAPE ini termasuk bulan Mei dan Juni yang memiliki APE tinggi (25–26%) akibat variasi waktu Lebaran berbasis kalender Hijriah. Apabila bulan-bulan tersebut dikecualikan, MAPE dari 20 bulan sisanya hanya 6,83% yang masuk kategori 'Sangat Baik'. Hasil ini mengkonfirmasi bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ memiliki kemampuan prediktif yang baik dan dapat diandalkan pada kondisi pasar normal.

5.1.5 Kestabilan Prediktif Lintas Fase Pandemi

Analisis kestabilan prediktif model pada tiga fase kondisi pasar yang berbeda menghasilkan temuan yang sangat informatif. Pada fase pra-pandemi (2018–2019) model mencapai MAPE hanya 1,86% — kategori 'Sangat Baik' — membuktikan bahwa struktur musiman pada kondisi normal dapat direpresentasikan dengan presisi tinggi. Pada fase pandemi (2020–2021) MAPE melonjak ke 56,16% karena model secara inheren tidak dapat mengantisipasi gangguan eksogen yang tidak periodik seperti lockdown nasional. Temuan penting yang lebih relevan secara praktis adalah kemampuan model untuk pulih secara penuh: MAPE fase pasca-pandemi (2022–2023) kembali ke 7,87% — kategori 'Sangat Baik'. Hal ini membuktikan bahwa ketidakmampuan model pada fase pandemi bersifat temporer dan inheren, bukan merupakan kelemahan struktural model itu sendiri.

5.1.6 Proyeksi Penjualan Tahun 2026

Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ yang dilatih menggunakan seluruh 96 observasi historis menghasilkan proyeksi total penjualan wholesale sepeda motor Indonesia tahun 2026 sebesar 6.295.000 unit, atau rata-rata 524.583 unit per bulan. Proyeksi ini mengindikasikan sedikit moderasi sebesar 1,84% dibandingkan realisasi 2025 (6.413.000 unit), dengan Maret diproyeksikan sebagai bulan penjualan tertinggi (583.000 unit) dan Desember sebagai yang terendah (462.000 unit). Seluruh nilai proyeksi dilengkapi dengan interval kepercayaan 95% yang semakin melebar seiring bertambahnya horizon peramalan, mencerminkan ketidakpastian yang wajar dalam proyeksi jangka menengah.

5.1.7 Validasi Empiris Real-Time Januari 2026

Validasi independen menggunakan data aktual AISI Januari 2026 (630.800 unit) terhadap nilai ramalan model (590.000 unit) menghasilkan APE sebesar 6,47% — masuk kategori 'Sangat Baik' menurut kriteria Lewis (1982). Lebih signifikan lagi, nilai aktual 630.800 unit secara penuh berada di dalam interval kepercayaan 95% model [401.000–779.000 unit], mengkonfirmasi bahwa model memiliki kalibrasi ketidakpastian yang baik. Nilai APE validasi 6,47% bahkan lebih unggul dibandingkan MAPE rata-rata data uji (11,06%), memberikan bukti empiris paling konkret bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ mempertahankan kemampuan prediktifnya secara konsisten hingga periode paling mutakhir.

Tabel 17. Ringkasan Kesimpulan Berdasarkan Tujuh Rumusan Masalah

RM	Aspek	Temuan Utama	Kategori / Nilai
1	Pola musiman	Maret tertinggi (THR), Mei terendah (pasca-Lebaran); structural break Mei 2020	Indeks: 0,756–1,098
2	Stasioneritas	Data asli stasioner; $d=1$, $D=1$ diterapkan untuk stabilitas jangka panjang	ADF = $-8,87$ ($d=1, D=1$)
3	Model optimal	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ — $\theta_1=-0,412$; $\Theta_1=-0,638$; keduanya signifikan	AIC=892,4; BIC=898,1
4	Akurasi testing	Kinerja baik secara keseluruhan; APE tinggi hanya pada bulan Lebaran	MAPE=11,06% (Baik)
5	Stabilitas fase	Pra-pandemi sangat baik; pandemi tidak akurat (structural break); pasca-pandemi sangat baik	1,86% / 56,16% / 7,87%
6	Proyeksi 2026	Total proyeksi 6.295.000 unit; moderasi 1,84% vs 2025; pola musiman konsisten	524.583 unit/bulan
7	Validasi Jan 2026	Aktual 630.800 unit dalam CI 95%; APE 6,47% — lebih baik dari MAPE testing	APE=6,47% (Sangat Baik)

Sumber: Diolah

Secara keseluruhan, penelitian ini menyimpulkan bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ merupakan model yang valid, andal, dan akurat untuk meramalkan penjualan wholesale sepeda motor Indonesia pada kondisi pasar normal. Ketidakmampuan model dalam fase pandemi bukan merupakan kelemahan model, melainkan mencerminkan keterbatasan inheren dari setiap metode peramalan berbasis pola historis dalam menghadapi peristiwa black swan yang tidak memiliki preseden historis. Keberhasilan validasi empiris real-time dengan data aktual AISI Januari 2026 menjadi bukti final yang memperkuat kesimpulan ini.

5.2 Saran

Berdasarkan temuan, kesimpulan, dan keterbatasan penelitian yang telah diidentifikasi, berikut disampaikan saran yang ditujukan kepada tiga kelompok pemangku kepentingan: (1) kalangan akademisi dan peneliti lanjutan, (2) pelaku industri otomotif, dan (3) regulator serta pembuat kebijakan.

5.2.1 Saran bagi Peneliti Lanjutan

Penelitian ini membuka sejumlah arah pengembangan yang layak dieksplorasi oleh peneliti berikutnya guna menghasilkan model peramalan yang lebih komprehensif dan robust.

1. Pengembangan Model ARIMAX atau SARIMAX. Penelitian lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi penambahan variabel eksogen (exogenous variables) ke

dalam model, seperti suku bunga kredit kendaraan bermotor, harga bahan bakar minyak, Indeks Keyakinan Konsumen (IKK), dan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS. Penggabungan variabel-variabel ini ke dalam kerangka SARIMAX berpotensi menurunkan MAPE secara signifikan, terutama pada bulan-bulan dengan APE tinggi yang berkaitan dengan pergeseran kalender Lebaran.

2. **Penanganan Gangguan Struktural dengan Intervensi Analisis.** Peneliti berikutnya dapat mengeksplorasi model SARIMA dengan komponen intervensi (*intervention analysis*) untuk secara eksplisit memodelkan dampak pandemi sebagai interupsi luar biasa. Pendekatan ini memungkinkan model mendeteksi dan mengkoreksi pergeseran level atau perubahan kemiringan tren yang disebabkan oleh peristiwa eksogen, sehingga akurasi pada fase transisi dapat ditingkatkan.
3. **Perluasan ke Analisis Per Merek dan Segmen.** Penelitian ini menggunakan data agregat total industri. Penelitian lanjutan disarankan untuk melakukan analisis per merek (Honda, Yamaha, Suzuki, Kawasaki, TVS) atau per segmen produk (*matic*, *bebek*, *sport*) guna menghasilkan proyeksi yang lebih granular dan bernilai strategis bagi pengambilan keputusan di tingkat perusahaan.
4. **Penambahan Titik Validasi Real-Time.** Penelitian ini berhasil melakukan validasi satu titik cek (Januari 2026). Penelitian lanjutan disarankan untuk memperpanjang horizon validasi dengan membandingkan seluruh nilai ramalan 2026 terhadap data aktual AISI setelah tersedia, sehingga penilaian kinerja model secara holistik untuk satu tahun penuh dapat dilakukan.
5. **Penggunaan Perangkat Lunak yang Lebih Fleksibel.** Penelitian lanjutan disarankan menggunakan R (*packages forecast, tseries, auto.arima*) atau Python (*library statsmodels, pmdarima*) yang menyediakan kapabilitas estimasi SARIMA yang lebih canggih.

5.2.2 Saran bagi Pelaku Industri Otomotif

Temuan penelitian ini memiliki implikasi operasional yang langsung dapat diterapkan oleh berbagai pelaku di ekosistem industri sepeda motor Indonesia.

1. **Perencanaan Produksi dan Distribusi Berbasis Indeks Musiman.** Pabrikan dan importir sepeda motor disarankan mengintegrasikan indeks musiman yang teridentifikasi dalam penelitian ini ke dalam sistem perencanaan produksi (*production planning*) dan jadwal distribusi ke dealer. Secara spesifik:
 - a. Penguatan stok di gudang regional sebaiknya dilakukan pada Januari–Februari untuk mengantisipasi lonjakan permintaan pra-Lebaran di Maret (indeks 1,0984).
 - b. Pengurangan volume produksi dan pengiriman perlu dijadwalkan untuk bulan Mei (indeks 0,7561) dan Juni (indeks 0,7564) guna menghindari penumpukan stok yang tidak produktif di jaringan dealer pasca-Lebaran.
 - c. Untuk industri yang berada pada tier 2 dan tier 2 dapat menggunakan data seasonal ini untuk mengantisipasi lonjakan peningkatan permintaan dan penurunan permintaan. Sehingga dapat menyesuaikan rencana produksi dan penjualan

- d. Program penjualan dan promosi sebaiknya dikonsentrasikan dan dilakukan peningkatan intensitas pada periode Oktober–November (indeks 1,10–1,11) yang secara historis menunjukkan momentum akhir tahun yang kuat.
2. Pemanfaatan Proyeksi 2026 sebagai basis target bisnis. Proyeksi total penjualan wholesale 2026 sebesar 6.295.000 unit dengan distribusi bulanan yang telah tersedia dalam Tabel 15 dapat digunakan sebagai referensi awal dalam penyusunan Rencana Bisnis Tahunan 2026. Manajemen disarankan untuk menggunakan proyeksi ini sebagai skenario baseline, dengan menambahkan skenario optimistis (+10%) dan pesimistis (−10%) untuk keperluan contingency planning.
3. Kalibrasi Ulang Model Secara Berkala. Mengingat kondisi industri dan perilaku konsumen terus berkembang, manajemen disarankan untuk melakukan kalibrasi ulang model peramalan setiap kuartal dengan memasukkan data aktual terbaru. Praktik ini dikenal sebagai rolling forecast dan terbukti meningkatkan akurasi proyeksi secara signifikan karena model senantiasa mencerminkan informasi terkini.
4. Pengembangan *Early Warning System* untuk *Low Season*. Berdasarkan identifikasi bulan-bulan low season yang konsisten (Mei, Juni, Desember), manajemen dealer disarankan untuk mengembangkan sistem deteksi dini penurunan penjualan dan menyiapkan paket stimulus penjualan secara preventif, seperti program cicilan ringan, cashback, atau trade-in yang dijadwalkan bertepatan dengan periode-periode tersebut untuk mengurangi dampak penurunan musiman.

5.2.3 Saran bagi Regulator dan Pembuat Kebijakan

Hasil penelitian ini juga mengandung implikasi yang relevan bagi otoritas dan pembuat kebijakan yang memantau kesehatan sektor industri dan keuangan konsumen.

1. Pemanfaatan Data AISI sebagai Indikator Ekonomi Dini. Pemerintah, khususnya Kementerian Perindustrian dan Bank Indonesia, disarankan untuk lebih aktif memanfaatkan data penjualan wholesale AISI sebagai salah satu indikator dini (leading indicator) kondisi daya beli masyarakat dan aktivitas ekonomi ritel. Penurunan signifikan di luar pola musiman normal dapat menjadi sinyal awal tekanan ekonomi yang memerlukan respons kebijakan yang tepat waktu.
2. Kebijakan Stimulus yang Tersinkronisasi dengan Siklus Musiman. Otoritas fiskal dan lembaga pembiayaan disarankan untuk menyinkronkan program stimulus pembelian kendaraan bermotor seperti keringanan Down Payment (DP), subsidi bunga kredit atau relaksasi pajak dengan periode *low season* yang telah teridentifikasi secara empiris (terutama Mei–Juni dan Desember), sehingga efektivitas stimulus dapat dimaksimalkan pada saat yang paling dibutuhkan pasar.

Penelitian ini membuktikan bahwa model Seasonal ARIMA meskipun tergolong metode klasik dalam literatur statistika, tetap relevan dan kompetitif sebagai instrumen peramalan deret waktu dalam konteks industri otomotif Indonesia yang dinamis. Keberhasilan validasi empiris real-time dengan data aktual AISI Januari 2026 memberikan dimensi baru yang memperkuat kredibilitas model ini, sekaligus menunjukkan bahwa penelitian peramalan berbasis data historis dapat menghasilkan output yang bermanfaat.

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI). (2026). Data penjualan wholesale sepeda motor Januari 2026. <https://www.aisi.or.id>
- Badan Pusat Statistik. (2023). Statistik industri manufaktur Indonesia 2022. BPS RI.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). John Wiley & Sons.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2016). *Introduction to time series and forecasting* (3rd ed.). Springer.
- Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model selection and multimodel inference: A practical information-theoretic approach* (2nd ed.). Springer.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., & Wirth, R. (2000). *CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide*. SPSS Inc.
- Chatfield, C. (2004). *The analysis of time series: An introduction* (6th ed.). Chapman and Hall/CRC Press.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. <https://doi.org/10.2307/2286348>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. Butterworth Scientific.
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297–303. <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>

- Martínez-Plumed, F., Contreras-Ochando, L., Ferri, C., Hernández-Orallo, J., Kull, M., Lachiche, N., Ramírez-Quintana, M. J., & Flach, P. (2021). CRISP-DM twenty years later: From data mining processes to data science trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 33(8), 3048–3061. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2962680>
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- Oktavia, R., Santoso, T., & Wibowo, H. (2021). Penerapan model Seasonal ARIMA dalam peramalan penjualan sepeda motor di dealer regional Jawa Tengah. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, 4(2), 87–98.
- Saengsook, A., & Wannakomol, A. (2019). Forecasting automobile sales in Thailand using SARIMA model. *International Journal of Business and Economics Research*, 8(4), 231–239.
- Santoso, D., & Suprihatin, T. (2020). Model SARIMA untuk peramalan permintaan produk manufaktur berpola musiman. *Jurnal Teknik Industri*, 21(1), 45–54.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Shearer, C. (2000). The CRISP-DM model: The new blueprint for data mining. *Journal of Data Warehousing*, 5(4), 13–22.
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). *Time series analysis and its applications: With R examples* (4th ed.). Springer.
- Sugiyono. (2019). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D* (edisi ke-2). Alfabeta.
- Taleb, N. N. (2007). *The black swan: The impact of the highly improbable*. Random House.
- Wei, W. W. S. (2019). *Multivariate time series analysis and applications*. John Wiley & Sons.
- Wirth, R., & Hipp, J. (2000). CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining*, 29–39.