

Peramalan Permintaan Produk Menggunakan ARIMA Berbasis Data Mining

Yusril Izzi Arlisa Amiri ¹, Nanda Kurnia Wardati ²

^{1,2}Universitas Muhammadiyah Jember, Jl Karimata No 49, Kabupaten Jember, 68121, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-04-26

Revised 2025-08-16

Accepted 2025-08-18

Abstract – Demand forecasting is a crucial component of business strategy to anticipate customer demand fluctuations and optimize inventory management. Data mining serves as an important analytical approach to uncover hidden patterns in historical data, enabling the generation of accurate predictions. This study aims to forecast the demand for association-related products at Toko As-Sakinah 'Aisyiyah using the Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) method, with Moving Average employed as a baseline comparison model. The dataset consists of monthly sales data aggregated from daily records spanning the period of January 2020 to December 2024, resulting in a total of 60 observations. The research stages followed the CRISP-DM framework, encompassing business understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment. The analysis results indicate that the ARIMA(1,1,1) model is the most suitable, as it meets residual assumptions and yields lower error values compared to Moving Average. The comparison further confirms that ARIMA is more adaptive to trend patterns and short-term fluctuations. The 2025 demand projection reveals a consistent upward trend from January to December. Based on these findings, it is recommended that the store management gradually increase inventory levels to prevent supply shortages in the future.

Keywords: ARIMA; Data Mining; Demand Forecasting; Time Series.

Corresponding Author:

Yusril Izzi Arlisa Amiri

Email:

yusril.amiri@unmuhjember.ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – Peramalan permintaan produk merupakan langkah krusial dalam strategi bisnis untuk mengantisipasi fluktuasi kebutuhan pelanggan dan mengoptimalkan pengelolaan persediaan. Data mining berperan penting sebagai pendekatan analitis untuk menggali pola tersembunyi dari data historis guna menghasilkan prediksi yang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan permintaan produk persyarikatan di Toko As-Sakinah 'Aisyiyah menggunakan Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Moving Average sebagai model pembandingan (baseline). Data yang digunakan berupa data penjualan bulanan, yang merupakan hasil agregasi dari data penjualan harian selama periode Januari 2020 hingga Desember 2024, sehingga diperoleh sebanyak 60 data observasi. Tahapan penelitian mengikuti kerangka kerja CRISP-DM mulai dari pemahaman bisnis, persiapan data, pemodelan, evaluasi, hingga implementasi hasil. Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,1) adalah model terbaik karena memenuhi asumsi residual serta menghasilkan nilai kesalahan yang lebih kecil dibandingkan Moving Average. Perbandingan dengan Moving Average mengkonfirmasi bahwa ARIMA lebih adaptif terhadap pola tren dan fluktuasi jangka pendek. Proyeksi permintaan produk pada tahun 2025 menunjukkan tren peningkatan secara konsisten dari Januari hingga Desember. Berdasarkan hasil ini, disarankan agar manajemen toko meningkatkan stok barang secara bertahap untuk menghindari kekurangan pasokan di masa depan.

Kata Kunci: ARIMA, Data Mining, Peramalan Permintaan, Time Series.

I. PENDAHULUAN

Dalam dunia bisnis, memahami proyeksi permintaan pasar di masa depan sangat penting untuk menyusun strategi pemasaran yang efektif [1]. Salah satu keuntungan apabila suatu perusahaan dapat membuat proyeksi permintaan pasar yang baik adalah para pengelola bisnis dapat membuat estimasi yang tepat dalam membuat perencanaan di masa mendatang [2]. Artinya, para pelaku bisnis harus memiliki keterampilan pengambilan keputusan yang tepat untuk menghadapi ketidakpastian di masa depan. Hal yang dapat dilakukan untuk mewujudkan keinginan tersebut adalah dengan melakukan peramalan permintaan dari barang/jasa yang dihasilkan oleh suatu perusahaan [3].

Peramalan permintaan merupakan proses penting dalam manajemen rantai pasok dan perencanaan bisnis [4]. Hasil dari peramalan tersebut dapat digunakan oleh perusahaan untuk merencanakan produksi, distribusi serta persediaan agar dapat berjalan lebih efisien. Peramalan permintaan produk dapat memungkinkan suatu perusahaan untuk melakukan antisipasi fluktuasi dalam permintaan pelanggan, menghindari kelebihan ataupun kekurangan dari persediaan, serta dapat mengoptimalkan pengeluaran. Jika peramalan dilakukan dengan benar dan akurat, maka akan membantu dalam mengurangi *safety stock*, menurunkan tingkat persediaan, dan menghemat biaya penyimpanan. Pengurangan *safety stock* akan memberikan keuntungan bagi perusahaan karena produk yang menumpuk dapat menimbulkan kerugian [5].

Koperasi As-Sakinah merupakan usaha ekonomi yang telah berdiri sejak tahun 2000 berdasarkan SK Menteri Koperasi Usaha Kecil dan Menengah No. 05/BH/KDK.13.12/1.3/II/2000 dan dalam pendiriannya diinisiasi oleh Pimpinan Daerah 'Aisyiyah Kabupaten Jember. Sebagai usaha ekonomi yang berbasis kepentingan dan kesejahteraan anggota, unit usaha yang selama ini dilaksanakan oleh Koperasi As-Sakinah diantaranya yaitu menyediakan dan memenuhi kebutuhan sembako anggota. Oleh karena itu, Koperasi As-Sakinah pada tahun 2012 mendirikan unit usaha Toko As-Sakinah. Unit usaha ini disamping bertujuan untuk menyediakan kebutuhan sembako anggota, juga menyediakan kebutuhan persyarikatan Muhammadiyah, 'Aisyiyah maupun orthonom lainnya. Dalam proses bisnisnya, Toko As-Sakinah mengalami kesulitan pemenuhan permintaan terkait produk persyarikatan. Hal tersebut dikarenakan tidak adanya prediksi permintaan yang menyebabkan persediaan sering mengalami kekurangan. Untuk memenuhi persediaan, Toko As-Sakinah juga perlu untuk melakukan pemesanan kurang lebih selama 2 minggu. Oleh karena itu, diperlukan upaya untuk melakukan peramalan permintaan beberapa periode mendatang untuk produk persyarikatan guna menghindari kekurangan persediaan serta dapat memenuhi permintaan dari pelanggan. Untuk melakukan peramalan permintaan produk persyarikatan, maka diperlukan metode peramalan yang tepat.

Dalam menunjang proses peramalan permintaan yang akurat, data mining menjadi salah satu pendekatan yang relevan untuk diterapkan. Data mining merupakan proses ekstraksi informasi dari set data besar dan kompleks yang bertujuan untuk mengidentifikasi pola dan hubungan sehingga dapat memberikan wawasan yang lebih dalam dan bernilai [6]. Proses dalam melakukan data mining menggunakan irisan dari teknik statistik, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin. Salah satu tujuan dari data mining adalah untuk melakukan *forecasting* atau prediksi suatu nilai yang akan dicapai pada periode tertentu di masa depan berdasarkan data historis [7]. Pendekatan peramalan yang digunakan mengacu pada kerangka kerja CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri atas enam tahap utama: *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Seluruh tahapan tersebut telah dilalui dalam penelitian ini, mulai dari identifikasi kebutuhan bisnis, eksplorasi dan agregasi data penjualan historis, pemodelan, validasi menggunakan pendekatan *rolling forecast*, hingga pemanfaatan hasil prediksi sebagai dasar pengambilan keputusan pengadaan stok.

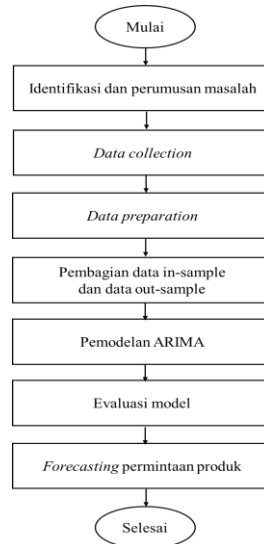
Dalam beberapa tahun terakhir telah berkembang berbagai metode peramalan berbasis *machine learning* dan *deep learning*, seperti *Support Vector Regression*, *Long Short-Term Memory* maupun *Random Forest*. Selain metode ARIMA murni, tren penelitian terkini menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid* atau *ensemble* berbasis ARIMA semakin populer untuk meningkatkan akurasi peramalan permintaan. Misalnya, terdapat studi yang menggabungkan ARIMA dengan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dan menghasilkan peningkatan kinerja dalam memodelkan data permintaan yang bersifat nonlinier [8]. Penelitian lain mengusulkan model hybrid ARIMA-LSTM untuk mengatasi kelemahan masing-masing metode, terutama dalam mengakomodasi pola musiman dan tren jangka panjang [9]. Selain itu, penelitian lain menunjukkan bahwa model ensemble berbasis ARIMA dan Prophet mampu memberikan performa prediksi yang lebih stabil dan robust pada data penjualan ritel [10]. Temuan-temuan ini mendukung relevansi eksplorasi pendekatan hibrida terutama dalam konteks data permintaan yang kompleks. Namun, mengingat keterbatasan jumlah data pada studi ini, penggunaan metode hybrid yang melibatkan model dengan kompleksitas tinggi belum diimplementasikan.

Berbagai penelitian telah membandingkan kinerja ARIMA dengan model-model tersebut dalam konteks peramalan permintaan, dan menunjukkan bahwa efektivitas masing-masing metode sangat bergantung pada karakteristik data dan ukuran dataset yang digunakan. LSTM dapat mengungguli ARIMA pada dataset besar dan kompleks, tetapi cenderung *overfitting* pada data kecil [11]. Penelitian lain menyimpulkan bahwa tidak ada metode yang dominan secara mutlak, ARIMA tetap kompetitif terutama untuk data dengan pola linier dan volume terbatas [12]. Berdasarkan karakteristik data penjualan di Toko As-Sakinah yang hanya terdiri dari 60 titik data bulanan, penggunaan metode *deep learning* dengan banyak parameter seperti LSTM ataupun *Gated Recurrent Unit* (GRU) dinilai kurang tepat karena tingginya risiko *overfitting* dan kebutuhan komputasi yang besar.

Dalam penelitian ini, metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dibandingkan dengan *Moving Average* untuk menilai perbedaan kinerja dalam peramalan permintaan di Toko As-Sakinah. ARIMA dipilih karena kemampuannya memodelkan data non-stasioner serta menangkap pola tren, musiman, dan fluktuasi acak, sedangkan *Moving Average* digunakan sebagai *baseline model* karena sifatnya yang sederhana, mudah diimplementasikan, dan umum digunakan dalam praktik bisnis sebagai tolok ukur awal performa peramalan. Perbandingan ini bertujuan untuk menguji apakah kompleksitas ARIMA memberikan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan pendekatan sederhana, sehingga hasilnya dapat menjadi dasar rekomendasi praktis bagi manajemen dalam memilih metode peramalan yang efektif dan efisien sesuai kebutuhan operasional.

II. METODE

Proses analisis data dan pemodelan peramalan dilakukan dengan menggunakan kombinasi perangkat lunak MINITAB 21 dan bahasa pemrograman R-4.5.1. MINITAB digunakan untuk analisis awal seperti uji stasioneritas, identifikasi model ARIMA, serta visualisasi ACF dan PACF. Sementara itu, R digunakan untuk proses lanjutan, termasuk implementasi *rolling forecast*, evaluasi performa model menggunakan metrik MAE, MSE, dan MAPE, serta pembuatan grafik hasil prediksi. Dalam menyelesaikan penelitian ini dilakukan beberapa langkah dan tahapan yang selanjutnya dapat dijelaskan dalam diagram alir berikut.



Gambar 1. Diagram Alir Tahapan Penelitian

A. Identifikasi dan Perumusan Masalah (*Business Understanding*)

Pada tahap ini, diketahui bahwa Toko As-Sakinah memiliki permasalahan pada mengalami kesulitan pemenuhan permintaan terkait produk persyarikatan. Hal tersebut dikarenakan tidak adanya prediksi permintaan yang menyebabkan persediaan sering mengalami kekurangan. Untuk memenuhi persediaan, Toko As-Sakinah juga perlu untuk melakukan pemesanan kurang lebih selama 2 minggu. Oleh karena itu, diperlukan upaya untuk melakukan peramalan permintaan beberapa periode mendatang untuk produk persyarikatan guna menghindari kekurangan persediaan serta dapat memenuhi permintaan dari pelanggan.

B. Data Collection

Dalam penelitian ini menggunakan data yang bersumber dari *database* penjualan di Toko As-Sakinah 'Aisyiyah. Data yang dikumpulkan adalah data histori permintaan pelanggan terkait produk persyarikatan diantaranya seperti rok jarik 'Aisyiyah, Bros 'Aisyiyah, buku HPT, dan produk-produk lain yang berkaitan dengan kebutuhan persyarikatan Muhammadiyah, 'Aisyiyah maupun orthonom lainnya. Data histori yang dibutuhkan adalah data permintaan harian pelanggan untuk produk persyarikatan selama Januari 2020 sampai dengan Desember 2024.

C. Data Preparation

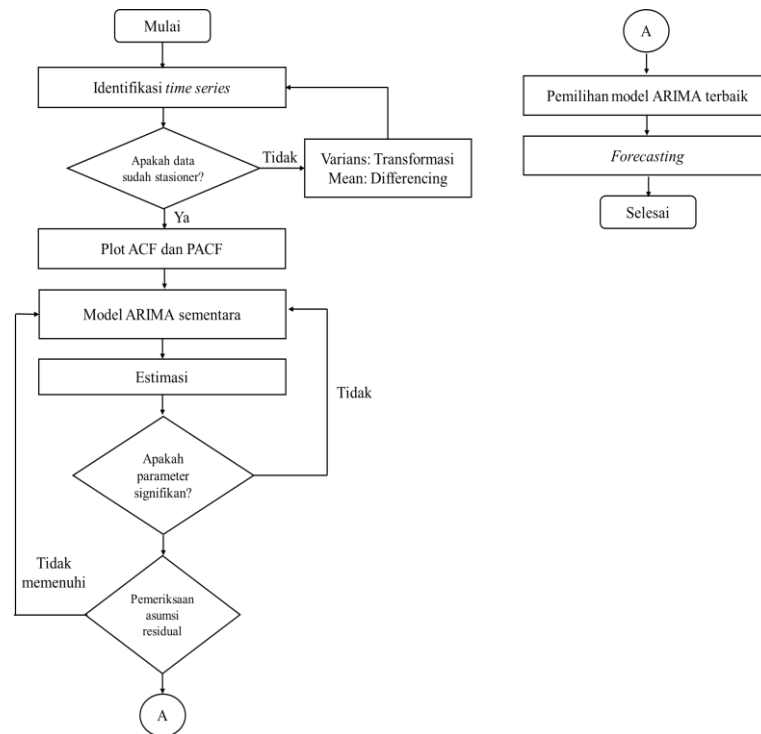
Berdasarkan dataset yang diperoleh dari database penjualan Toko As-Sakinah 'Aisyiyah, data awal berupa permintaan harian pelanggan terhadap berbagai jenis produk, termasuk produk persyarikatan seperti rok jarik 'Aisyiyah, bros, buku HPT, dan kebutuhan orthonom lainnya. Tahap pertama dilakukan proses *filtering* untuk memilih hanya data penjualan produk yang termasuk kategori produk persyarikatan sesuai dengan fokus penelitian. Setelah dilakukan eksplorasi awal, diketahui bahwa data harian lengkap tersedia untuk seluruh periode Januari 2020 hingga Desember 2024, tanpa adanya *missing value*. Oleh karena itu, tidak dilakukan proses imputasi atau interpolasi data. Selanjutnya, data harian tersebut diagregasi menjadi data bulanan dengan cara menjumlahkan seluruh nilai permintaan harian dalam satu bulan. Proses agregasi ini menghasilkan 60 titik data bulanan, yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses analisis deret waktu dan peramalan permintaan. Agregasi ke tingkat bulanan dipilih agar pola musiman dan tren jangka menengah lebih mudah dianalisis, serta sesuai dengan kebutuhan operasional toko dalam merencanakan pengadaan stok secara bulanan.

D. Pembagian Data In-Sample dan Data Out-Sample

Validasi model dilakukan dengan membagi dataset menjadi *in-sample* dan *out-sample*, kemudian menggunakan pendekatan *rolling forecast* untuk mengevaluasi akurasi prediksi. Dalam setiap iterasi, model menggunakan seluruh data historis hingga titik waktu tertentu untuk memprediksi satu periode ke depan. Proses ini diulang untuk seluruh periode *out-sample* (Januari–Desember 2024). Pendekatan ini dipilih karena mampu merepresentasikan skenario prediksi berkelanjutan dalam konteks operasional toko, sekaligus menguji kestabilan dan adaptivitas model secara lebih realistis.

E. Pemodelan ARIMA untuk Forecasting Permintaan Produk

Peramalan permintaan produk atau yang disebut dengan demand forecasting dilakukan menggunakan statistika komputasi yaitu *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA).



Gambar 2. Diagram Alir Tahapan ARIMA

Model *time series* ARIMA termasuk dalam model yang bersifat tidak stasioner terhadap rata-rata, sehingga perlu adanya proses *differencing* sebanyak d . Bentuk umum dari model ARIMA (p,d,q) dinyatakan dalam bentuk berikut [13].

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

Pada tahap identifikasi model, langkah pertama adalah melakukan pemeriksaan stasioneritas data dalam varians maupun rata-rata. Pemeriksaan stasioneritas varians dilakukan menggunakan plot dari Box-Cox. Data dianggap telah stasioner dalam varians apabila batas bawah (*lower CL*) dan batas atas (*upper CL*) melewati angka 1, atau λ bernilai 1 [14]. Setelah data dinyatakan telah stasioner dalam varians, maka tahap berikutnya yaitu memeriksa stasioneritas dalam rata-rata menggunakan plot dari *Autocorrelation Function* (ACF). Apabila pola autokorelasi pada grafik ACF yang turun lambat, maka dapat dikatakan data tersebut tidak stasioner dalam *mean* sehingga perlu untuk dilakukan proses *differencing* [15].

Apabila data sudah stasioner baik pada varians maupun rata-rata, selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA dugaan dengan memperhatikan pola dari grafik ACF dan PACF. Secara umum, pola kedua grafik tersebut dapat dijadikan acuan dalam penentuan model ARIMA sebagaimana disajikan dalam Tabel 1 berikut [16].

TABEL 1
IDENTIFIKASI MODEL MENGGUNAKAN ACF DAN PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Autokorelasi turun secara <i>dies down</i> mengikuti nilai lag	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag p
MA (q)	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag q	Autokorelasi turun secara <i>dies down</i> mengikuti nilai lag
ARMA (p, q)	Autokorelasi turun secara <i>dies down</i> mengikuti nilai lag	Autokorelasi turun secara <i>dies down</i> mengikuti nilai lag
AR (p) atau MA (q)	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag q	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag p

Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah AR (p) dan MA (q) dari model ARIMA dugaan memiliki parameter yang signifikan atau tidak. Model dikatakan layak untuk digunakan apabila semua parameter signifikan terhadap model. Misalkan δ adalah parameter dalam model ARIMA yaitu ϕ dan θ , maka pengujian signifikansi parameter δ dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\delta=0$ (parameter dalam model tidak signifikan)

H_1 : $\delta \neq 0$ (parameter dalam model signifikan)

Untuk menguji hipotesis tersebut, maka digunakan statistik uji pada persamaan 2 berikut.

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \tag{2}$$

$\hat{\delta}$ merupakan hasil estimasi parameter, dan $SE(\hat{\delta})$ merupakan *standar error* dari estimasi parameter. Diperoleh keputusan tolak H_0 apabila nilai dari statistik uji $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},(n-1)}$ dengan n adalah jumlah data dan α adalah taraf signifikan.

Model ARIMA yang dianggap baik adalah model dengan seluruh parameter signifikan, serta residual yang memenuhi asumsi berdistribusi normal dan bersifat *white noise*. Pengujian normalitas residual dapat dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* menggunakan hipotesis berikut.

H_0 : $S(x) = F_0(x)$ (residual mengikuti distribusi normal)

H_1 : $S(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak mengikuti distribusi normal)

Statistik uji dari Kolmogorov Smirnov adalah sebagai berikut.

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \tag{3}$$

dengan $S(x)$ sebagai fungsi distribusi kumulatif, sedangkan $F_0(x)$ adalah fungsi peluang distribusi normal. Keputusan diambil dengan menolak H_0 apabila nilai dari D lebih besar dari $D_{1-\alpha, n}$ dengan α adalah tingkat signifikansi dan n menunjukkan jumlah dari data.

Selanjutnya, asumsi *white noise* pada residual mengindikasikan bahwa residual memiliki varians homogen (identik) serta tidak saling berkorelasi (independent) [17]. Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan Ljung-Box menggunakan hipotesis berikut.

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

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ dengan $k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak memenuhi asumsi *white noise*)

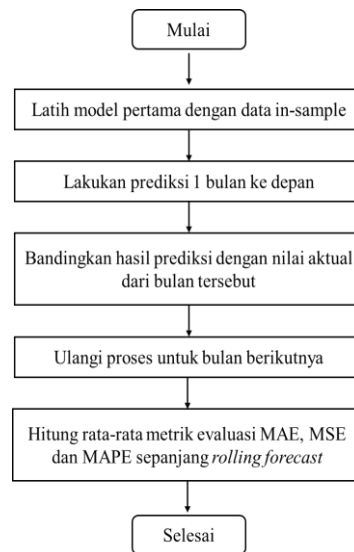
Statistik uji Ljung-box dituliskan dalam persamaan (4).

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \tag{4}$$

dengan K sebagai *lag* maksimum, n adalah jumlah observasi dan $\hat{\rho}_k$ merupakan nilai dari autokorelasi residual taksiran pada lag- k . H_0 ditolak apabila nilai Q lebih besar dari nilai $\chi_{\alpha, K-p-q}^2$. Dimana α adalah besarnya tingkat signifikansi, p orde AR, dan q orde MA.

F. Evaluasi Model

Pemilihan model terbaik dapat mempertimbangkan dua pendekatan diantaranya pendekatan ukuran evaluasi model menggunakan data *in-sample* dan *rolling forecast* untuk data *out-sample*.



Gambar 3. Tahapan Evaluasi Model

Evaluasi model menggunakan ukuran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dirumuskan dalam bentuk persamaan (5).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t}}{n} \times 100\% \quad (5)$$

Kriteria lain yang dapat digunakan sebagai evaluasi model adalah nilai dari *Mean Square Error* (MSE) yang didefinisikan dalam persamaan (6).

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} \quad (6)$$

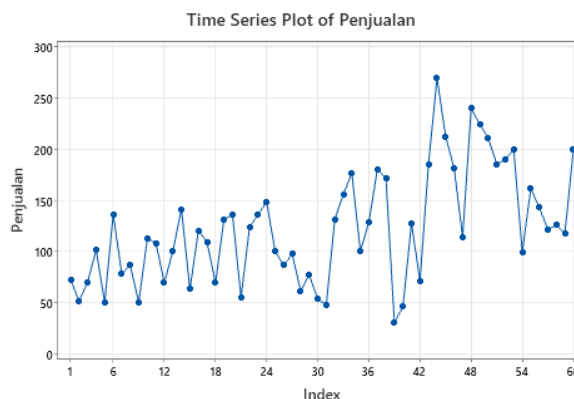
Selain itu, evaluasi model dapat menggunakan ukuran *Mean Absolute Error* (MAE) sebagai berikut.

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |Z_t - \hat{Z}_t|}{n} \quad (7)$$

Berdasarkan persamaan (5), (6) dan (7), Z_t merupakan nilai aktual pada waktu ke t , \hat{Z}_t adalah nilai *forecast*, sedangkan n menunjukkan jumlah dari pengamatan. Indikator evaluasi MAPE, MSE dan MAE yang semakin kecil menunjukkan bahwa model yang diperoleh memiliki performa ramalan yang lebih baik.

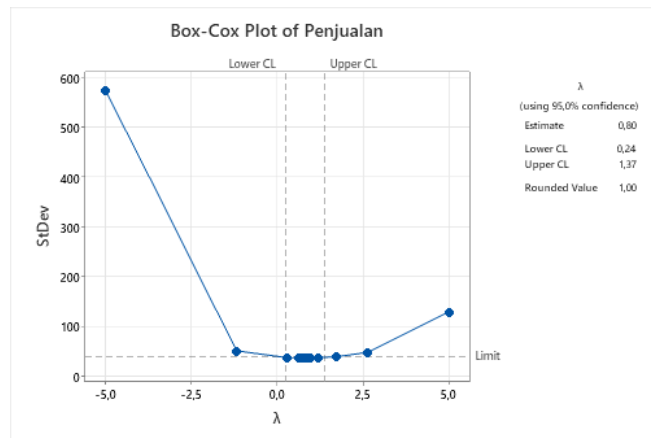
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap pertama melakukan *forecasting* adalah membuat *time series plot* untuk data permintaan produk persyarikatan di Toko As-Sakinnah 'Aisyiyah. Data yang digunakan pada tahun 2020 hingga 2024 dengan pola data sebagai berikut.



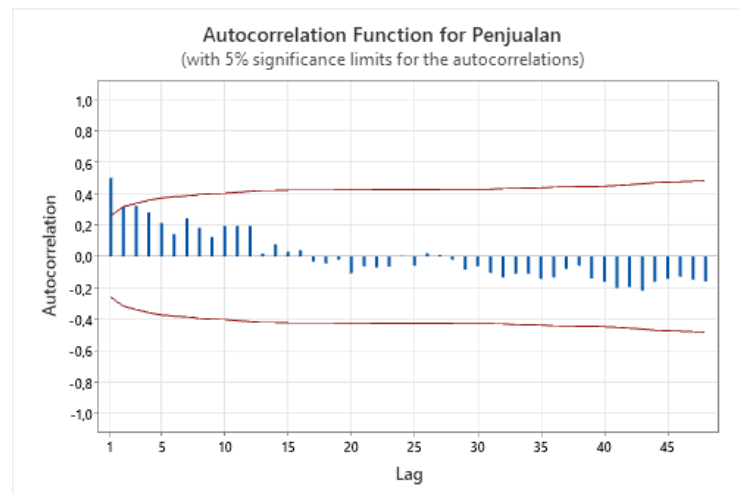
Gambar 4. Plot Runtun Waktu dari Data Penjualan

Berdasarkan Gambar 4, dapat diketahui secara visual bahwa penjualan produk persyarikatan di Toko As-Sakinnah 'Aisyiyah pada tahun 2020 sampai dengan tahun 2024 memiliki pola yang fluktuatif dan cenderung memiliki tren naik. Langkah selanjutnya yaitu cek stasioneritas data dalam varians menggunakan *Box-Cox Plot* sebagai berikut.



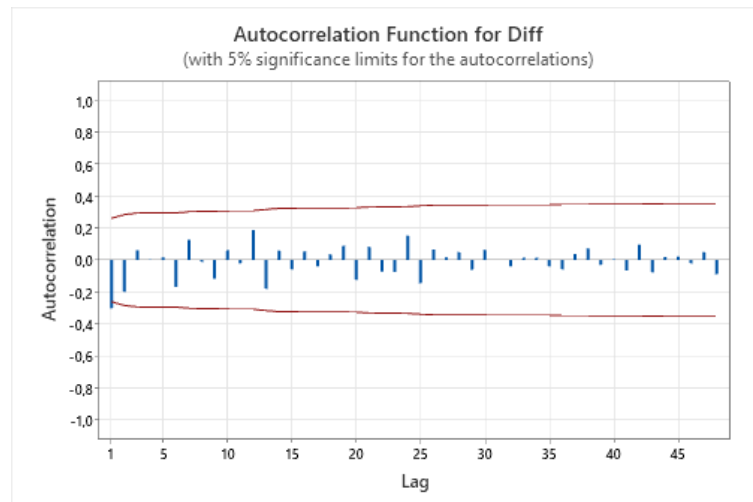
Gambar 5. Plot *Box-Cox* dari Data Penjualan

Gambar 5 menunjukkan plot *Box-Cox* dari data penjualan. Berdasarkan grafik tersebut, diperoleh *rounded value* sebesar 1, dan rentang nilai dari *lower CL* hingga *upper CL* melewati angka 1. Hal ini menandakan bahwa data telah bersifat stasioner dalam varians. Tahap selanjutnya adalah memeriksa stasioneritas rata-rata dengan analisis dari grafik *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*.



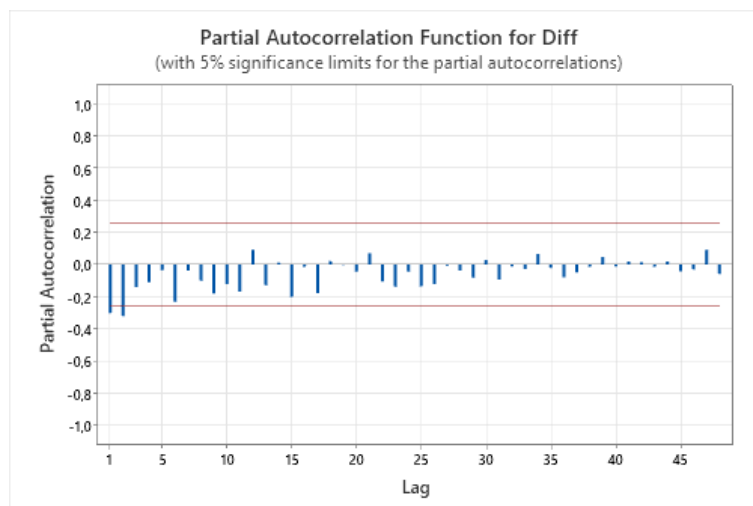
Gambar 6. Plot ACF Data Penjualan

Hasil dari plot ACF memperlihatkan autokorelasi bergerak turun lambat setelah lag 1, hal tersebut menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam *mean*, sehingga perlu untuk dilakukan proses *differencing*. Hasil dari *differencing* dengan lag 1, didapatkan sebagai berikut.



Gambar 7. Plot ACF Setelah Proses Differencing

Berdasarkan Gambar 7, dapat diketahui bahwa tidak ada pola autokorelasi yang turun lambat seperti sebelumnya, serta nilai ACF mendekati nol untuk hampir semua lag, sehingga data sudah stasioner dalam *mean*. Adanya proses *differencing* dengan lag 1, menyebabkan orde *d* pada model ARIMA (*p,d,q*) bernilai 1.



Gambar 8. Plot PACF

Tahap berikutnya Adalah menentukan orde AR (*p*) dan MA (*q*). Penentuan orde *p* dilakukan berdasarkan lag yang mengalami *cut off* pada grafik ACF, sedangkan orde *q* ditentukan berdasarkan lag yang *cut off* pada grafik PACF. Berdasarkan Gambar 7, terlihat bahwa plot ACF mengalami *cut off* pada lag ke-1, sedangkan pada Gambar 8, plot PACF memperlihatkan *cut off* pada lag ke-1 dan lag ke-2. Dengan demikian, model dugaan ARIMA sementara adalah ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,1), ARIMA (2,1,0), ARIMA (1,1,0), dan ARIMA (2,1,1).

Uji signifikansi parameter dari seluruh model ARIMA dugaan dilakukan menggunakan *t-value* dengan estimasi dan pengujian parameter disajikan dalam Tabel 2 berikut.

TABEL 2
PENGUJIAN PARAMETER

Model ARIMA	Parameter	Koefisien	Standar Error	t-value	P-value
(1,1,1)	AR(1)	0,305	0,143	2,13	0,038
	MA(1)	0,960	0,084	11,43	0,000
(0,1,1)	MA(1)	0,906	0,065	14,02	0,000
(2,1,0)	AR(1)	-0,418	0,129	-3,25	0,002
	AR(2)	-0,337	0,129	-2,62	0,011

Berdasarkan Tabel 2, dapat diketahui bahwa dari seluruh model ARIMA dugaan, memiliki parameter yang signifikan karena nilai *P-value* kurang dari $\alpha = 5\%$. Selanjutnya pemeriksaan asumsi residual dilakukan pada parameter yang signifikan.

TABEL 3
PENGUJIAN ASUMSI RESIDUAL WHITE NOISE DAN BERDISTRIBUSI NORMAL

Model ARIMA	Pengujian Residual White Noise			Pengujian Residual Berdistribusi Normal		
	Lag	P-value	Keterangan	Kolomogorov Smirnov	P-value	Keterangan
(1,1,1)	12	0,752	White Noise	0,097	>0,150	Residual berdistribusi normal
	24	0,925	White Noise			
	36	0,990	White Noise			
	48	0,998	White Noise			
(0,1,1)	12	0,339	White Noise	0,070	>0,150	Residual berdistribusi normal
	24	0,735	White Noise			
	36	0,917	White Noise			
	48	0,991	White Noise			
(2,1,0)	12	0,402	White Noise	0,067	>0,150	Residual berdistribusi normal
	24	0,797	White Noise			
	36	0,957	White Noise			
	48	0,981	White Noise			

Berdasarkan Tabel 3 menunjukkan bahwa semua model ARIMA memiliki nilai *P-value* lebih dari α dengan α sebesar 5%, artinya semua model memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Analisis selanjutnya adalah melakukan pemilihan model ARIMA terbaik berdasarkan perbandingan hasil dari evaluasi model berikut.

TABEL 4
PEMILIHAN MODEL TERBAIK ARIMA

Model ARIMA	Data In-Sample	
	AIC	BIC
(1,1,1)	624,977	633,288
(0,1,1)	629,615	635,848
(2,1,0)	632,926	641,236

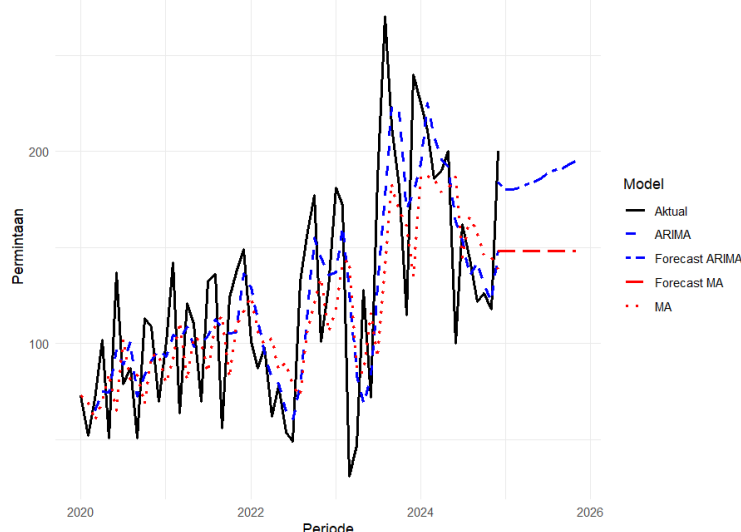
Berdasarkan Tabel 4, dapat diketahui bahwa model ARIMA (1,1,1) merupakan model ARIMA terpilih karena memiliki nilai AIC dan BIC paling kecil untuk data *in-sample*. Untuk menilai kinerja metode yang digunakan, dilakukan evaluasi perbandingan antara model ARIMA (1,1,1) dan *Moving Average* menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). *Moving Average* digunakan sebagai *baseline model* karena kesederhanaannya dalam meratakan fluktuasi data, sedangkan ARIMA dipilih sebagai model utama yang mampu menangkap pola tren dan fluktuasi secara lebih kompleks. Hasil perbandingan ini diharapkan dapat menunjukkan sejauh mana kompleksitas ARIMA memberikan peningkatan akurasi dibandingkan metode sederhana, yang selanjutnya dapat menjadi pertimbangan dalam pemilihan metode peramalan yang paling sesuai.

TABEL 5
PEMILIHAN MODEL TERBAIK BERDASARKAN HASIL PERBANDINGAN EVALUASI MODEL

Metode	MAE	MSE	MAPE
ARIMA (1,1,1)	27,71	1218,05	28,88
<i>Moving Average</i>	37,23	2086,51	38,26

Perbedaan kinerja antara ARIMA(1,1,1) dan *Moving Average* pada Tabel X menunjukkan bahwa pemodelan ARIMA mampu merepresentasikan dinamika data secara lebih adaptif, termasuk tren dan variasi jangka pendek yang muncul pada permintaan di Toko As-Sakinah. Nilai error yang lebih rendah pada ARIMA mengindikasikan bahwa metode ini tidak hanya mengikuti rata-rata pergerakan nilai historis, tetapi juga memanfaatkan hubungan antarperiode untuk menghasilkan prediksi yang lebih presisi. Sementara itu, *Moving Average* yang hanya mengandalkan perataan nilai masa lalu cenderung merespons perubahan pola dengan lambat, sehingga kurang optimal pada data dengan fluktuasi tinggi. Secara praktis, penerapan ARIMA berpotensi memberikan dasar yang lebih andal bagi pengambilan keputusan pengadaan stok dibandingkan dengan pendekatan *Moving Average* yang lebih sederhana.

Berdasarkan hasil dari performa model, maka perbandingan model ARIMA (1,1,1) dan *Moving Average* digunakan untuk meramalkan produk persyarikatan 1 tahun ke depan dengan hasil sebagai berikut.



Gambar 9. Plot Perbandingan Peramalan ARIMA dan MA

Gambar 9 menunjukkan perbandingan pola hasil peramalan antara ARIMA(1,1,1) dan *Moving Average* terhadap data aktual permintaan. Pada periode historis, ARIMA terlihat lebih adaptif dalam mengikuti perubahan pola yang fluktuatif, sedangkan *Moving Average* menghasilkan garis yang lebih halus namun cenderung lambat merespons perubahan mendadak. Pada periode peramalan, ARIMA memproyeksikan tren peningkatan secara bertahap, sedangkan *Moving Average* memberikan prediksi yang lebih konstan. Perbedaan ini mencerminkan bahwa ARIMA lebih sesuai untuk data dengan tren dan variasi jangka pendek yang signifikan, sementara *Moving Average* lebih cocok untuk pola permintaan yang relatif stabil.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan di Toko As-Sakinah ‘Aisyiyah Jember, peneliti dapat menarik beberapa kesimpulan dari analisis peramalan permintaan menggunakan metode ARIMA. Model yang paling tepat digunakan untuk melakukan peramalan permintaan produk persyarikatan adalah ARIMA (1,1,1) karena telah memenuhi asumsi residual dan memberikan tingkat kesalahan paling kecil dibandingkan dengan model alternatif lainnya. Hasil proyeksi permintaan produk persyarikatan pada tahun 2025 akan mengalami tren naik dari bulan Januari hingga bulan Desember sehingga manajemen toko perlu meningkatkan kapasitas stok barang secara bertahap untuk menghindari kekurangan pasokan.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Muhammadiyah Jember yang telah memberikan dukungan finansial dan fasilitas untuk penelitian ini sehingga dapat terlaksana dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. S. Ranjit, S. B. Mohan, T. D. Raju, S. C. Sekhar, G. S. Mahesh, and M. S. Reddy, "Forecasting – An Industry Perspective," in *Futuristic Sustainable Energy and Technology*, London: CRC Press, 2022, pp. 381–386. doi: 10.1201/9781003272328-41.
- [2] Y. Değirmencioğlu and İ. Z. Akyurt, "Forecasting," in *Smart and Sustainable Operations and Supply Chain Management in Industry 4.0*, Boca Raton: CRC Press, 2023, pp. 77–100. doi: 10.1201/9781003180302-4.
- [3] Iwan, E. I. H. Rahayu, and A. Yulianto, "Analisa Peramalan Permintaan Mobil Mitsubishi Xpander dengan Tiga Metode Forecasting," *Cakrawala-Jurnal Humaniora*, vol. 18, no. 2, pp. 2579–3314, 2018.
- [4] R. S. Tomar, Bharti, and A. Sharma, "Demand forecasting to optimize supply chain management," in *Supply Chain Management*, Boca Raton: CRC Press, 2024, pp. 1–13. doi: 10.1201/9781003509561-1.
- [5] K. Auliasari, M. Kertaningtyas, and M. Kriswanto, "Penerapan Metode Peramalan untuk Identifikasi Permintaan Konsumen," *INFORMAL: Informatics Journal*, vol. 4, no. 3, p. 121, Jan. 2020, doi: 10.19184/isj.v4i3.14615.
- [6] P. W. Rahayu et al., *Buku Ajar Data Mining*, 1st Edition. Jambi: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [7] A. Triayudi, S. Sumiati, T. Nurhadiyan, and V. Rosalina, "Data Mining Implementation to Predict Sales Using Time Series Method," *Proceeding of the Electrical Engineering Computer Science and Informatics*, vol. 7, no. 0, Oct. 2020, doi: 10.11591/eecsi.v7.2028.

- [8] J. Li, J. Cai, R. Li, Q. Li, and L. Zheng, "Wavelet transforms based ARIMA-XGBoost hybrid method for layer actions response time prediction of cloud GIS services," *Journal of Cloud Computing*, vol. 12, no. 1, p. 11, Jan. 2023, doi: 10.1186/s13677-022-00360-z.
- [9] S. Jain, S. Agrawal, E. Mohapatra, and K. Srinivasan, "A novel ensemble ARIMA-LSTM approach for evaluating COVID-19 cases and future outbreak preparedness," *Health Care Science*, vol. 3, no. 6, pp. 409–425, Dec. 2024, doi: 10.1002/hcs2.123.
- [10] M. R. Hasan, M. A. Kabir, R. A. Shuvro, and P. Das, "A Comparative Study on Forecasting of Retail Sales," Mar. 2022.
- [11] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. Siami Namin, "A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series," in *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, IEEE, Dec. 2018, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- [12] S. Makridakis, E. Spiliotis, and V. Assimakopoulos, "Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward," *PLoS One*, vol. 13, no. 3, p. e0194889, Mar. 2018, doi: 10.1371/journal.pone.0194889.
- [13] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Method*, 2nd Edition. New York: Pearson, 2006.
- [14] O. Trisnawati and M. Prastuti, "Peramalan Curah Hujan di Stasiun Juanda Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins dan Radial Basis Function Neural Network," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 2, pp. 2337–3520, 2021.
- [15] M. Arumsari and A. T. R. Dani, "Peramalan Data Runtun Waktu menggunakan Model Hybrid Time Series Regression – Autoregressive Integrated Moving Average," *Jurnal Siger Matematika*, vol. 2, no. 1, pp. 1–12, 2021.
- [16] I. P. Ningtias, J. Rosyadi, W. Hadinata, A. Diprianti, and A. F. H. Wijaya, "Analisis Data Untuk Memprediksi Pagu Minus dan Membantu PPK Dalam Pelaksanaan Pengujian Material," *Jurnal Manajemen Perbendaharaan*, vol. 3, no. 1, pp. 37–56, 2022.
- [17] A. Zaki, M. S. Wahyuni, I. Irwan, and A. Rahman, "Peramalan Jumlah Penderita Demam Berdarah Dengue Menggunakan Metode Seasonal-ARIMA," *ARRUS Journal of Mathematics and Applied Science*, vol. 3, no. 2, pp. 65–74, Dec. 2023, doi: 10.35877/mathscience2143.