

Implementasi Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* Untuk Analisis Peramalan Permintaan Kalibrasi Pada PT XYZ

Shabrina Tsalsabela Ivanda, Jومil Aidil SZS

Program Studi Teknik Industri, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Surabaya

*Koresponden email: 21032010170@student.upnjatim.ac.id, jومilaidil.ti@upnjatim.ac.id

Diterima: 3 Desember 2024

Disetujui: 11 Desember 2024

Abstract

In an era of increasingly fierce industrial competition, service optimisation and operational efficiency are the main keys for companies to maintain competitiveness. This study aims to analyse and forecast the demand for calibration services at PT XYZ using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. Calibration demand is an important indicator in managing company resources, so accurate forecasts can help PT XYZ improve operational efficiency and service quality. The data used in this study is secondary data that includes calibration demand data. The analysis process is carried out through several stages, including model identification, parameter estimation and diagnostic testing to ensure that the resulting model optimally reflects the historical data patterns. The ARIMA (1,1,1) model was identified as the best model with a low forecasting error rate, namely the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 2.04%. The forecasting results show a predicted calibration demand of 9 requests per month for the period November 2024 to April 2025. These results provide strategic insights for PT XYZ to manage resources more effectively, such as scheduling staff, managing equipment capacity, and reducing customer wait times. This study also confirms that the ARIMA method has a good ability to capture seasonal patterns and trends, thus providing accurate forecasts for strategic planning.

Keywords: *arima, calibration, diagnostic test error, model identification, parameter estimation*

Abstrak

Dalam era kompetisi industri yang semakin ketat, optimalisasi layanan dan efisiensi operasional menjadi kunci utama bagi perusahaan untuk mempertahankan daya saing. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan meramalkan permintaan layanan kalibrasi di PT XYZ menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Permintaan kalibrasi merupakan indikator penting dalam pengelolaan sumber daya perusahaan, sehingga prediksi yang akurat dapat membantu PT XYZ meningkatkan efisiensi operasional dan kualitas layanan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder permintaan kalibrasi. Proses analisis dilakukan melalui beberapa tahap, termasuk identifikasi model, estimasi parameter, dan uji diagnostik untuk memastikan model yang dihasilkan telah optimal. Model ARIMA (1,1,1) teridentifikasi sebagai model terbaik, dengan tingkat kesalahan peramalan yang rendah, yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 2,04%. Hasil peramalan menunjukkan proyeksi permintaan kalibrasi sebesar 9 permintaan tiap bulan untuk periode November 2024 hingga April 2025. Temuan ini memberikan wawasan strategis bagi PT XYZ untuk mengelola sumber daya dengan lebih efektif, seperti dalam hal penjadwalan tenaga kerja, pengelolaan kapasitas alat, dan pengurangan waktu tunggu pelanggan. Penelitian ini juga menegaskan bahwa metode ARIMA memiliki kemampuan yang baik dalam menangkap pola musiman dan tren, sehingga menghasilkan prediksi yang akurat untuk perencanaan strategis.

Kata Kunci: *arima, error, estimasi parameter, identifikasi model kalibrasi, uji diagnostik*

1. Pendahuluan

Dalam era kompetisi industri yang semakin ketat, optimalisasi layanan dan efisiensi operasional menjadi kunci utama bagi perusahaan untuk mempertahankan daya saing [1]. PT XYZ, sebagai perusahaan yang bergerak di bidang industri maritim menghadapi tantangan yang serupa. Salah satu aspek penting dalam mendukung operasional perusahaan adalah penyediaan layanan kalibrasi alat yang akurat dan tepat waktu. Kalibrasi merupakan cara dalam mendeteksi dan mengukur tingkat akurasi suatu alat ukur dengan cara membandingkan alat ukur dengan instrumen standar yang ada [2]. Permintaan kalibrasi dari pihak eksternal merupakan salah satu indikator penting yang mencerminkan kebutuhan pasar, sehingga memerlukan analisis dan prediksi yang tepat. Ketepatan dalam meramalkan permintaan kalibrasi menjadi faktor penting dalam pengambilan keputusan operasional, seperti penjadwalan tenaga kerja, pengelolaan

inventaris, hingga pengaturan kapasitas layanan [3]. Dengan permasalahan yang ada, PT XYZ perlu melakukan perencanaan kalibrasi untuk mengetahui permintaan konsumen agar perusahaan dapat mengantisipasi perubahan pasar secara proaktif.

Peramalan permintaan perlu dilakukan untuk melakukan perencanaan dalam membantu menyelesaikan permasalahan perusahaan [4]. Peramalan ialah media perencanaan yang dipersiapkan untuk membantu manajemen dalam memenuhi ketidakpastian masa depan berdasarkan data dahulu dan analisis tren [5]. Peramalan permintaan berupa proses perkiraan sistematis yang dapat terjadi di masa mendatang berdasar pada informasi di masa lampau dan masa kini supaya tingkat *error* hasil perkiraan bisa ditekan sekecil mungkin [6]. Peramalan permintaan juga merupakan sebuah pemikiran mengenai produk atau layanan maupun beberapa produk atau layanan pada periode mendatang [7]. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam melakukan peramalan kalibrasi adalah metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) [8].

George EP Box dan Gwylm M Jenkin merupakan para ahli yang mengembangkan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ARIMA merupakan perkembangan dari metode deret waktu atau *time series* yang menggunakan satu variabel [9]. ARIMA merupakan model yang di samaratakan oleh *Autoregressive Moving Average* (ARMA) diperoleh dari metode Box Jenkins yang berfungsi sebagai peramalan menggunakan data *time series* dengan data masa lalu hingga masa kini [10]. ARIMA sendiri merupakan kombinasi dari model AR dan MA dengan *orde* diskriminan [11]. Metode ini dikenal karena kemampuan dalam menangkap pola data historis dan prediksi nilai di masa mendatang dengan tingkat akurasi yang tinggi [12]. Implementasi metode ini pada analisis permintaan kalibrasi di PT XYZ diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang perilaku data historis dan membantu mengoptimalkan perencanaan operasional perusahaan.

Pemilihan metode ARIMA didasarkan pada relevansinya dalam menangani data deret waktu dengan karakteristik tertentu, seperti stasioneritas, autokorelasi, dan pola musiman [13]. Proses peramalan dengan ARIMA melibatkan beberapa tahap penting, yaitu identifikasi model, estimasi parameter, dan pengujian diagnostik [14]. Tahapan ini memastikan bahwa model yang digunakan benar-benar mencerminkan pola data yang ada. Dengan pendekatan ini, PT XYZ dapat mengidentifikasi potensi kenaikan atau penurunan permintaan secara lebih akurat, sehingga mampu mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan kapasitas.

Implementasi metode ARIMA tidak terlepas dari tantangan. Ketersediaan dan kualitas data permintaan menjadi salah satu faktor yang krusial. Data historis yang tidak lengkap, inkonsistensi dalam pencatatan, atau adanya anomali dapat mempengaruhi hasil peramalan. Selain itu, kompleksitas dalam pemilihan parameter model juga memerlukan keahlian analisis data yang mumpuni.

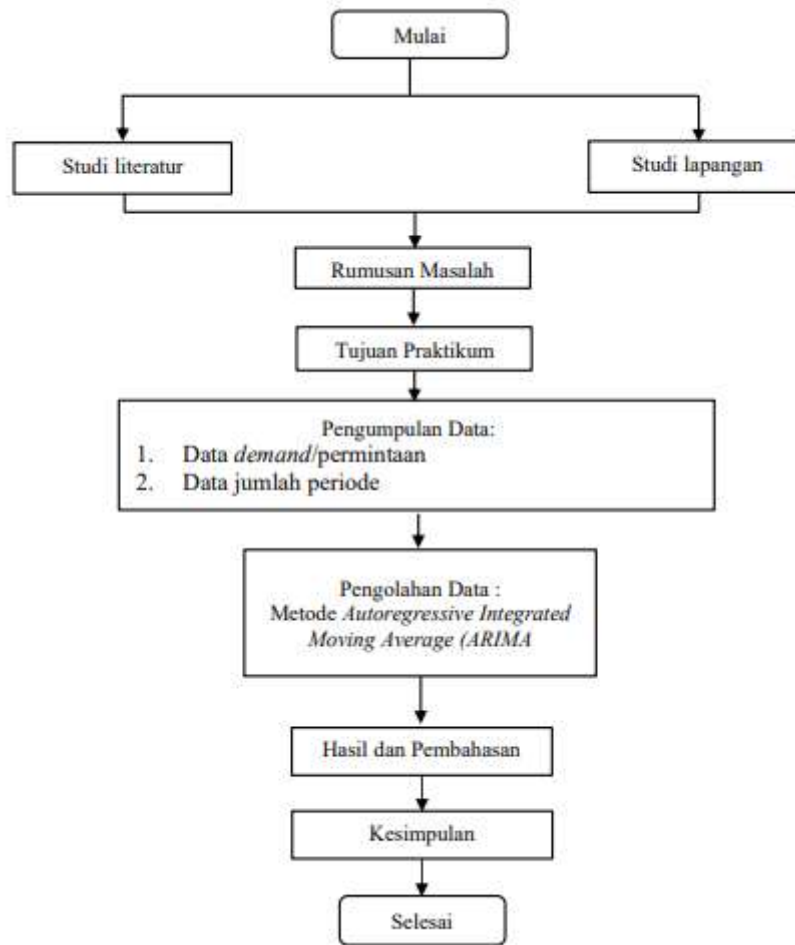
Dengan menggunakan metode ARIMA, PT XYZ dapat memanfaatkan keunggulan kompetitif melalui efisiensi operasional dan peningkatan kepuasan pelanggan. Peramalan yang akurat memungkinkan perusahaan untuk mengatur sumber daya secara lebih tepat dan mengurangi waktu tunggu layanan [15]. Hal ini tidak hanya berdampak positif pada kinerja internal perusahaan, tetapi juga memperkuat posisi PT XYZ di pasar kalibrasi yang semakin kompetitif. Dalam jangka panjang, strategi berbasis data seperti ini dapat meningkatkan daya saing dan keberlanjutan perusahaan.

Secara keseluruhan, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi implementasi metode ARIMA sebagai solusi dalam analisis peramalan permintaan kalibrasi di PT XYZ. Studi ini akan mencakup analisis data historis, pengembangan model peramalan, serta evaluasi hasil peramalan dalam konteks operasional perusahaan. Diharapkan, hasil penelitian ini tidak hanya memberikan manfaat praktis bagi PT XYZ, tetapi juga berkontribusi pada pengembangan aplikasi metode ARIMA dalam industri jasa kalibrasi secara umum.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan di laboratorium kalibrasi milik PT XYZ, yang merupakan salah satu penyedia jasa kalibrasi alat ukur terkemuka di Surabaya. Laboratorium ini melayani berbagai kebutuhan kalibrasi, baik untuk sektor industri maupun penelitian. Sebagai bagian dari upaya meningkatkan efisiensi operasional dan pelayanan kepada pelanggan, penelitian ini bertujuan untuk meramalkan permintaan kalibrasi menggunakan metode yang berbasis data historis.

Proses pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan data sekunder yang berasal dari catatan operasional laboratorium. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup informasi permintaan kalibrasi dari bulan Januari 2023 hingga Oktober 2024. Data ini mencerminkan tren historis permintaan layanan kalibrasi di laboratorium PT XYZ, termasuk pola musiman, fluktuasi bulanan, dan potensi kenaikan atau penurunan permintaan.



Gambar 1. Alur Penelitian

Tabel 1. Data Permintaan Kalibrasi PT XYZ

No	Periode	Jumlah Permintaan
1.	Januari 2023	4
2.	Februari 2023	7
3.	Maret 2023	8
4.	April 2023	15
5.	Mei 2023	9
6.	Juni 2023	4
7.	Juli 2023	10
8.	Agustus 2023	4
9.	September 2023	3
10.	Oktober 2023	4
11.	November 2023	1
12.	Desember 2023	3
13.	Januari 2024	2
14.	Februari 2024	2
15.	Maret 2024	15
16.	April 2024	12
17.	Mei 2024	14
18.	Juni 2024	17
19.	Juli 2024	1
20.	Agustus 2024	9
21.	September 2024	1
22.	Oktober 2024	10

Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah melakukan analisis menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ARIMA dipilih karena kemampuannya untuk menganalisis data deret waktu (*time series*) dan menghasilkan peramalan yang akurat berdasarkan pola data historis. Proses analisis dimulai dengan tahap identifikasi model untuk menentukan parameter ARIMA yang sesuai, dilanjutkan dengan estimasi parameter, dan diakhiri dengan evaluasi diagnostik untuk memastikan model tersebut optimal dalam memprediksi permintaan kalibrasi.

Model ARIMA yang dihasilkan dari analisis ini akan memberikan gambaran proyeksi permintaan untuk periode mendatang. Dengan memahami tren permintaan, laboratorium PT XYZ dapat mengelola sumber daya secara lebih efektif, termasuk dalam hal penjadwalan tenaga ahli, pengaturan kapasitas alat, dan pengelolaan waktu tunggu pelanggan. Selain itu, hasil peramalan ini dapat menjadi dasar dalam pengambilan keputusan strategis untuk meningkatkan kualitas layanan dan daya saing perusahaan.

3. Hasil dan Pembahasan

A. Uji *Augmented Dickey Fuller*

Hasil uji menunjukkan ADF test statistic sebesar -1.939511, yang lebih besar daripada nilai kritis pada tingkat signifikansi 1% (-3.857386), 5% (-3.040391), dan 10% (-2.660551). Karena p-value sebesar 0,3083 > dari 0,05, hipotesis nol (H_0) yang menyatakan bahwa data memiliki akar unit (non-stasioner) tidak dapat ditolak. Oleh karena itu, data permintaan kalibrasi dianggap non-stasioner. Koefisien regresi untuk lag pertama, lag kedua, dan lag ketiga dalam persamaan uji ADF menunjukkan kontribusi masing-masing lag terhadap perubahan data. Dengan R-squared sebesar 0.739795, model ini menjelaskan sekitar 73,98% variasi dalam data perubahan permintaan kalibrasi. Untuk memperbaiki masalah non-stasioneritas, perlu dilakukan transformasi lebih lanjut, seperti *differencing* tambahan.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.939511	0.3083
Test critical values:		
1% level	-3.857386	
5% level	-3.040391	
10% level	-2.660551	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.
 Warning: Probabilities and critical values calculated for 20 observations and may not be accurate for a sample size of 18

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(PERMINTAAN_KALIBRAS1)
 Method: Least Squares
 Date: 11/27/24 Time: 16:48
 Sample (adjusted): 2023M05 2024M10
 Included observations: 18 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PERMINTAAN_KALIBRAS1(-1)	-1.497679	0.772194	-1.939511	0.0745
D(PERMINTAAN_KALIBRAS1(-1))	0.150294	0.690338	0.217710	0.8310
D(PERMINTAAN_KALIBRAS1(-2))	0.299454	0.528591	0.566514	0.5807
D(PERMINTAAN_KALIBRAS1(-3))	0.325119	0.293595	1.107371	0.2882
C	16.52567	9.025113	1.831076	0.0901
R-squared	0.739795	Mean dependent var		-0.277778
Adjusted R-squared	0.659732	S.D. dependent var		12.55485
S.E. of regression	7.323559	Akaike info criterion		7.050203
Sum squared resid	697.2487	Schwarz criterion		7.297528
Log likelihood	-58.45183	Hannan-Quinn criter.		7.084306
F-statistic	9.240143	Durbin-Watson stat		1.917363
Prob(F-statistic)	0.000920			

Gambar 2. Hasil Uji Stasioneritas

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.201747	0.0378
Test critical values:		
1% level	-3.886751	
5% level	-3.052169	
10% level	-2.666593	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.
Warning: Probabilities and critical values calculated for 20 observations and may not be accurate for a sample size of 17

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(PERMINTAAN_KALIBRASI,2)
Method: Least Squares
Date: 11/27/24 Time: 16:49
Sample (adjusted): 2023M06 2024M10
Included observations: 17 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(PERMINTAAN_KALIBRASI(-1))	-2.170097	0.677785	-3.201747	0.0076
D(PERMINTAAN_KALIBRASI(-1),2)	0.818877	0.619947	1.320882	0.2112
D(PERMINTAAN_KALIBRASI(-2),2)	0.793409	0.495071	1.602619	0.1350
D(PERMINTAAN_KALIBRASI(-3),2)	0.738093	0.334312	2.207797	0.0475
C	0.315982	1.419981	0.222526	0.8276

R-squared	0.831462	Mean dependent var	0.882353
Adjusted R-squared	0.775283	S.D. dependent var	11.90001
S.E. of regression	5.641120	Akaike info criterion	6.537971
Sum squared resid	381.8669	Schwarz criterion	6.783034
Log likelihood	-50.57275	Hannan-Quinn criter.	6.562331
F-statistic	14.80017	Durbin-Watson stat	1.943867
Prob(F-statistic)	0.000137		

Gambar 3. Hasil Uji Differencing

Output menunjukkan hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) setelah dilakukan *differencing* tambahan pada variabel permintaan kalibrasi (orde 2). Nilai statistik ADF sebesar -3.201747, lebih kecil dari nilai kritis pada level signifikansi 5% (-3.052169), dan probabilitas sebesar 0.0378 mengindikasikan bahwa data sekarang stasioner pada level 5%. Beberapa lag dari variabel juga signifikan (seperti lag 1 dan lag 2) dengan nilai t-statistic yang relevan. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan bahwa variabel menjadi stasioner setelah *differencing*, dengan R-squared sebesar 83.15%.

B. Uji Correlelogram

Output menunjukkan hasil uji correlelogram, kolom *partial correlation* berguna sebagai penentuan ordo maksimal AR. *Partial correlation* menunjukkan periode *time lag* pertama keluar dari garis batas dimana perlahan menurun nilai mendekati nol setelah lag pertama. Ordo kolom *autocorrelation* berguna dalam menentukan ordo maksimal MA. Pada *autocorrelation* menunjukkan periode time lag pertama keluar dari garis batas dimana perlahan menurun mendekati nol setelah lag pertama.

Sample (adjusted): 2023M06 2024M10
Included observations: 21 after adjustments

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.491	-0.491	5.8217	0.016
		2 0.192	-0.065	6.7587	0.034
		3 0.057	0.166	6.8445	0.077
		4 -0.405	-0.407	11.515	0.021
		5 0.229	-0.236	13.102	0.022
		6 -0.165	-0.082	13.976	0.030
		7 -0.045	-0.184	14.046	0.050
		8 0.219	-0.067	15.824	0.045
		9 -0.205	-0.140	17.523	0.041
		10 0.001	-0.424	17.523	0.064
		11 0.193	-0.092	19.328	0.055
		12 -0.190	-0.010	21.258	0.047
		13 0.229	-0.089	24.431	0.027
		14 -0.035	-0.093	24.514	0.040
		15 -0.067	-0.017	24.874	0.052
		16 0.062	-0.147	25.247	0.066
		17 -0.173	-0.156	28.857	0.036
		18 0.085	0.028	30.028	0.037
		19 -0.019	-0.097	30.114	0.050
		20 0.027	-0.017	30.477	0.062

Gambar 4. Hasil Uji Correlelogram

Kesimpulan dari *output* ini adalah ARIMA yang memungkinkan adalah ARIMA (1,1,1). Langkah selanjutnya memilih model ARIMA paling tepat. ARIMA terbaik dalam menentukan data permintaan kalibrasi adalah metode ARIMA (1,1,1), maka ARIMA ini dipilih sebagai model ARIMA yang terbaik.

C. Verifikasi Model

Included observations: 21
Convergence achieved after 21 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.086527	0.829736	0.104283	0.9182
AR(1)	-0.467028	0.567585	-0.822833	0.4220
MA(1)	-0.072337	0.738012	-0.098017	0.9231
SIGMASQ	29.98558	8.702358	3.445684	0.0031

R-squared	0.269735	Mean dependent var	0.285714
Adjusted R-squared	0.140865	S.D. dependent var	6.566147
S.E. of regression	6.086132	Akaike info criterion	6.634677
Sum squared resid	629.6971	Schwarz criterion	6.833633
Log likelihood	-65.66410	Hannan-Quinn criter.	6.677855
F-statistic	2.093073	Durbin-Watson stat	1.995353
Prob(F-statistic)	0.139043		

Inverted AR Roots	-.47
Inverted MA Roots	.07

Gambar 5. Hasil Uji Diagnosis Model

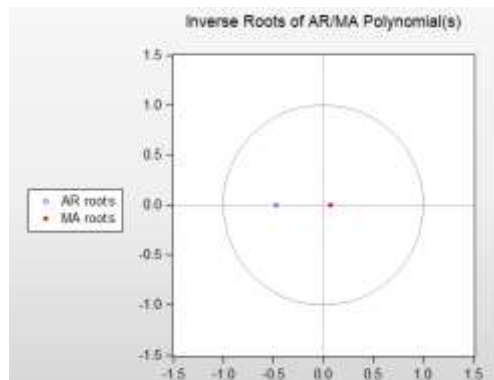
Model ARIMA (1,1,1) menunjukkan nilai AIC sebesar 6.634 dan SC sebesar 6.6336.

Date: 11/27/24 Time: 16:59
Sample (adjusted): 2023M02 2024M10
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.020	-0.020	0.0101
		2	0.059	0.059	0.0991
		3	-0.070	-0.068	0.2293
		4	-0.388	-0.397	4.4964
		5	-0.047	-0.073	4.5621
		6	-0.161	-0.142	5.3968
		7	-0.059	-0.155	5.5162
		8	0.096	-0.089	5.8591
		9	-0.188	-0.329	7.2825
		10	-0.003	-0.301	7.2830
		11	0.199	0.038	9.1936
		12	0.006	-0.131	9.1956
		13	0.233	-0.100	12.471
		14	0.082	-0.038	12.930
		15	-0.072	-0.114	13.348
		16	-0.093	-0.250	14.180
		17	-0.130	-0.076	16.214
		18	0.037	0.022	16.430
		19	0.001	-0.134	16.430
		20	0.018	-0.027	16.593

Gambar 6. Hasil Uji Autocorrelation

Kolom *Autocorrelation* (AC) dan *Partial Autocorrelation* (PAC) menunjukkan nilai residual dari model. Semua nilai berada di sekitar nol, yang menandakan tidak adanya pola autokorelasi yang signifikan. Hal ini diperkuat oleh nilai Q-Statistic yang relatif kecil dengan probabilitas (Prob) sebagian besar di atas 0,05, mengindikasikan bahwa residual adalah white noise. Secara keseluruhan, tidak ada bukti kuat bahwa residual memiliki pola yang belum dijelaskan oleh model, yang menunjukkan model ARIMA ini telah memodelkan data dengan baik.



Gambar 7. Grafik Akar Invers

Grafik akar invers menunjukkan posisi akar dari komponen AR (biru) dan MA (merah). Semua akar berada di dalam lingkaran satuan, yang mengonfirmasi bahwa model ARIMA stabil dan tidak eksplosif. Ini

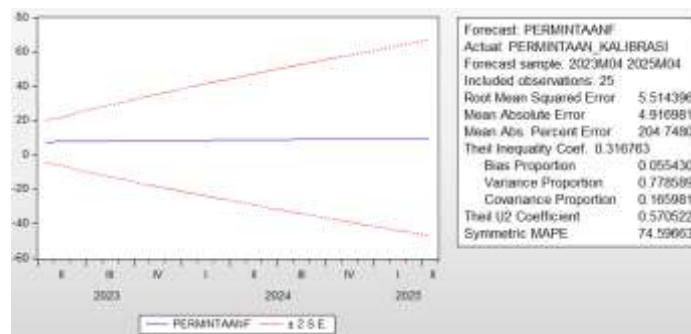
berarti model dapat digunakan untuk melakukan peramalan tanpa risiko divergensi atau ketidakstabilan. Stabilitas ini memastikan bahwa hasil prediksi dari model dapat diandalkan untuk analisis lebih lanjut.

D. Hasil Peramalan Permintaan

Berikut merupakan *output* peramalan dengan metode ARIMA, didapatkan nilai peramalan permintaan kalibrasi pada bulan November 2024 hingga April 2025 sebesar 9 permintaan kalibrasi di setiap bulannya.

Tabel 2. Hasil Peramalan Permintaan Kalibrasi PT XYZ dengan ARIMA

No	Periode	Jumlah Permintaan	Ramalan Permintaan dengan ARIMA
23.	Januari 2023	4	4
24.	Februari 2023	7	7
25.	Maret 2023	8	8
26.	April 2023	15	7
27.	Mei 2023	9	7
28.	Juni 2023	4	7
29.	Juli 2023	10	7
30.	Agustus 2023	4	8
31.	September 2023	3	8
32.	Oktober 2023	4	8
33.	November 2023	1	8
34.	Desember 2023	3	8
35.	Januari 2024	2	8
36.	Februari 2024	2	8
37.	Maret 2024	15	8
38.	April 2024	12	8
39.	Mei 2024	14	8
40.	Juni 2024	17	8
41.	Juli 2024	1	8
42.	Agustus 2024	9	9
43.	September 2024	1	9
44.	Oktober 2024	10	9
45.	November 2024	-	9
46.	Desember 2024	-	9
47.	Januari 2025	-	9
48.	Februari 2025	-	9
49.	Maret 2025	-	9
50.	April 2025	-	9



Gambar 8. Hasil Analisis Kesalahan Peramalan

Dalam analisis *forecast*, perlu diketahui besaran kesalahan peramalan sebagai tolak ukur peramalan. Dalam kasus ini, kesalahan peramalan diukur sebagai selisih antara permintaan dengan perkiraan, yang menghasilkan nilai MSE sebesar 0.05%, nilai MAE sebesar 0,04%, dan nilai MAPE sebesar 2.04%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), didapatkan model ARIMA terbaik yaitu ARIMA (1,1,1) yang dapat digunakan pada permasalahan PT XYZ

dalam meramalkan permintaan kalibrasi. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (1,1,1) dipilih karena mampu menghasilkan prediksi permintaan kalibrasi dengan tingkat keakuratan yang tinggi, dibuktikan dengan nilai kesalahan yang dihasilkan sangat rendah yaitu 2,04%. Peramalan dengan metode ARIMA (1,1,1) menghasilkan peramalan permintaan selama 6 bulan kedepan dari bulan November 2024 hingga April 2025 sejumlah 9 permintaan kalibrasi pada tiap bulannya. Metode ARIMA mampu menangkap pola musiman dan tren dengan baik sehingga mampu memberi perkiraan yang akurat terhadap permintaan kalibrasi. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah mencari, menggunakan, dan mempertimbangkan metode lainnya untuk memperoleh hasil peramalan yang lebih baik dan akurat sehingga mampu membantu proses pengoptimalan persediaan sumber daya serta melakukan pertimbangan atas faktor eksternal ataupun internal yang dapat memengaruhi suatu proses kalibrasi.

5. Referensi

- [1] R. Dimas Rasdiyato *et al.*, “Manajemen Persediaan Yang Efektif Untuk Mengoptimalkan Operasi Perusahaan Industri,” *Neraca Manajemen, Ekon.*, vol. 6, no. 1, 2024.
- [2] Dyah Ayu Permata Sari and Sumadi, “Analisis Kelayakan Pengembangan Usaha Kalibrasi Pt. Indraloka Kabupaten Sukoharjo,” *Semin. Nas. Pariwisata dan Kewirausahaan*, vol. 2, pp. 209–216, 2023, doi: 10.36441/snpk.vol2.2023.119.
- [3] U. Cahyadi, D. S. Tjaptajani, and D. M. Ramdan, “Implikasi Total Bisnis untuk Rantai Pasok Tepung Tapioka dengan Menggunakan Model Green SCOR dan ANP,” *J. Kalibr.*, vol. 22, no. 1, pp. 1–10, 2024, doi: 10.33364/kalibrasi/v.21-2.1071.
- [4] H. Hasydiqy and H. Hasdiana, “Analisis Peramalan (Forecasting) Penjualan Dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Pada Huebee Indonesia,” *Data Sci. Indones.*, vol. 2, no. 2, pp. 92–100, 2023, doi: 10.47709/dsi.v2i2.2022.
- [5] Y. Utami, D. Vinsensia, and E. Panggabean, “Forecasting Exponential Smoothing untuk Menentukan Jumlah Produksi,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 154–160, 2024, doi: 10.55338/jikomsi.v7i1.2853.
- [6] R. Awaluddin, R. Fauzi, and D. Harjadi, “Perbandingan Penerapan Metode Peramalan Guna Mengoptimalkan Penjualan (Studi Kasus Pada Konveksi Astaprint Kabupaten Majalengka),” *J. Bisnisan. Ris. Bisnis dan Manaj.*, vol. 3, no. 1, pp. 12–18, 2021, doi: 10.52005/bisnisan.v3i1.43.
- [7] M. H. Lubis, A. A. Tanjung, and D. Martina, “Forecasting Untuk Produksi Batik Dengan Single Moving Average,” *J. Tek.*, vol. 2, no. 2, p. 29, 2022, doi: 10.54314/teknisi.v2i2.963.
- [8] S. P. Fauzani and D. Rahmi, “Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau,” *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 2, no. 4, pp. 269–277, 2023, doi: 10.55826/tmit.v2i4.283.
- [9] A. S. Panjaitan, M. R. Maretha, Hilmiah, and B. Mardhotillah, “Optimalisasi Penerapan Metode ARIMA dalam Mengestimasi Harga Emas di Negara Indonesia,” *J. Ekon. Dan Stat. Indones.*, vol. 3, no. 2, pp. 136–146, 2023, doi: 10.11594/jesi.03.02.06.
- [10] A. D. Milniadi and N. O. Adiwijaya, “Analisis Perbandingan Model Arima Dan Lstm Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus : 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch),” *SIBATIK J. J. Ilm. Bid. Sos. Ekon. Budaya, Teknol. dan Pendidik.*, vol. 2, no. 6, pp. 1683–1692, 2023, doi: 10.54443/sibatik.v2i6.798.
- [11] A. Zahrunnisa, R. D. Nafalana, I. A. Rosyada, and E. Widodo, “Perbandingan Metode Exponential Smoothing Dan Arima Pada Peramalan Garis Kemiskinan Provinsi Jawa Tengah,” *J. Lebesgue J. Ilm. Pendidik. Mat. Mat. dan Stat.*, vol. 2, no. 3, pp. 300–314, 2021, doi: 10.46306/lb.v2i3.91.
- [12] F. P. Naya, S. S. Berlianti, N. Parcha, and A. Kayla, “Peramalan harga beras indonesia menggunakan metode arima,” *Kult. Digit. MEDIA (Res. Acad. Publ. Consult.)*, vol. 6, no. 2, pp. 184–193, 2024.
- [13] Y. Utama and K. Novita, “Desain Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk Memprediksi Ketinggian Air Sungai Kuncir Kiri, Kabupaten Nganjuk, Provinsi Jawa Timur,” *J. Amplif. J. Ilm. Bid. Tek. Elektro Dan Komput.*, vol. 14, no. 1, pp. 17–25, 2024, doi: 10.33369/jamplifier.v14i1.32740.
- [14] A. Pangestu, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, “Analisis Peramalan Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Barat: Pendekatan Time Series menggunakan Metode ARIMA,” vol. 5, no. 1, pp. 18–25, 2024.
- [15] N. Susi, S. Sugiana, and B. Musty, “Analisis Data Sistem Informasi Monitoring Marketing; Tools Pengambilan Keputusan Strategic,” *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 12, no. 2, pp. 696–708, 2023.