

Peramalan Jumlah Pesanan Benang dengan Metode ARIMA

ENCIK DONEIS VALSAMIDIS^{1*}, FAHMI ARIF²

1Program Studi Teknik Industri, Institut Teknologi Nasional Bandung
Email : encikdoneisvalsamidis@gmail.com

Received 08 02 2023 | Revised 15 02 2023 | Accepted 15 02 2023

ABSTRAK

Penelitian dilakukan pada perusahaan yang bergerak pada industri tekstil. Perusahaan ini mengolah bahan baku kapas hingga menjadi benang. Saat ini perusahaan memiliki jumlah penyimpanan yang relatif tinggi. Hal tersebut disebabkan oleh perusahaan yang tidak dapat memprediksi kebutuhan permintaan benang dari konsumen yang memesan kepada perusahaan di masa mendatang, sehingga perusahaan menjaga penyimpanan bahan baku dalam jumlah besar untuk mengantisipasi permintaan konsumen. Berdasarkan hal tersebut dibutuhkan metode peramalan yang dapat membantu perusahaan dalam mengantisipasi kebutuhan permintaan di masa mendatang. Salah satu metoda yang dapat digunakan adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Metodologi penelitian menggunakan alur penelitian data mining yaitu CRISP-DM. Hasil penelitian ini menunjukkan ARIMA(p,d,q) terbaik adalah konfigurasi ARIMA(4,1,1) dengan skor RMSE bernilai 53,293. Peramalan menggunakan ARIMA(4,1,1) memiliki skor MAPE 20.17 % yang dapat dikategorikan sebagai peramalan yang layak digunakan.

Kata kunci: industri tekstil, peramalan, CRISP-DM, ARIMA

ABSTRACT

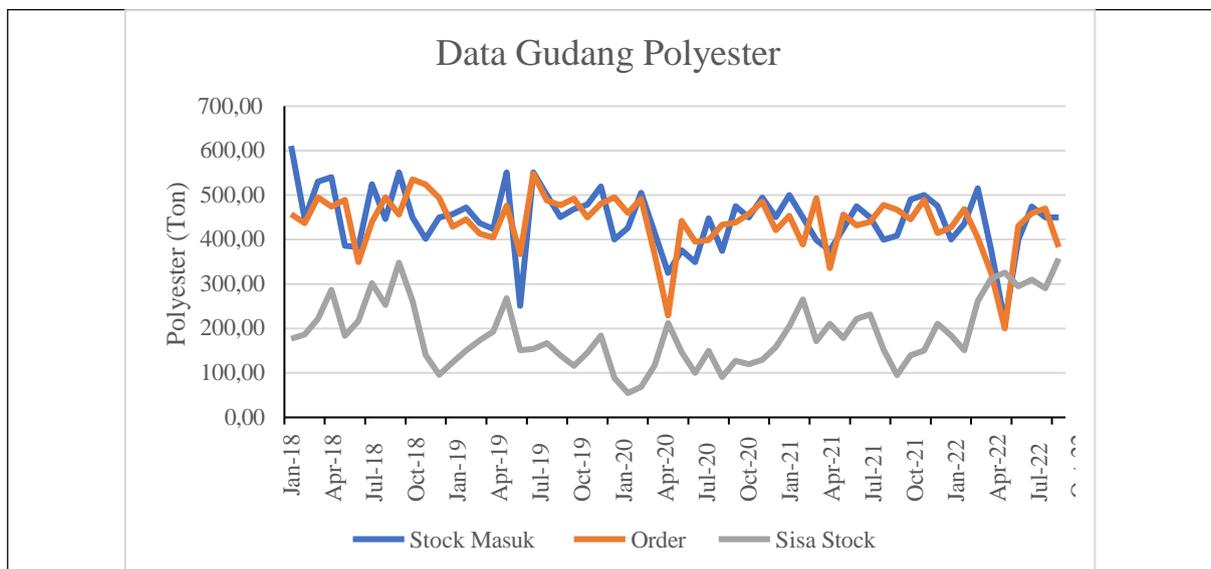
The research was conducted at companies engaged in the textile industry. This company processes raw cotton materials to become yarn. Currently, the company has a relatively high amount of storage. This is caused by the company's inability to predict the demand for yarn from consumers who order from the company in the future, so the company maintains a large amount of raw material storage to anticipate consumer demand. Based on this, a forecasting method is needed that can help companies anticipate future demand needs. One method that can be used is the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). The research methodology utilizes a data mining research flow, namely CRISP-DM. The results of this study show that the best ARIMA(p,d,q) configuration is ARIMA(4,1,1), with an RMSE score of 53,293. Forecasting using ARIMA(4,1,1) has a MAPE score of 20.17%, which can be categorized as a feasible forecast.

Keywords: textile industry, forecasting, CRISP-DM, ARIMA

1. PENDAHULUAN

Persaingan dalam suatu industri semakin berkembang seiring berjalannya waktu. Perusahaan harus melakukan pengembangan pada berbagai bidang dalam sistem produksi untuk meningkatkan daya saing terhadap kompetitor. Salah satu contoh upaya perusahaan dalam meningkatkan daya saing dengan menentukan strategi untuk meningkatkan kemampuan perusahaan memenuhi permintaan berbagai konsumen tepat waktu dengan jumlah yang sesuai. Keseimbangan antara persediaan bahan baku yang dimiliki perusahaan dengan permintaan konsumen merupakan hal yang penting untuk memenuhi pesanan konsumen. Selain itu perusahaan tetap harus mengontrol jumlah persediaan secara efektif dan efisien. Jumlah persediaan yang besar dapat memberikan resiko biaya penyimpanan yang besar yang dapat merugikan perusahaan. Sebaliknya jumlah persediaan yang kecil dapat beresiko perusahaan tidak dapat memenuhi permintaan konsumen karena kekurangan persediaan. Oleh sebab itu perusahaan biasanya melakukan peramalan permintaan agar dapat mengantisipasi kebutuhan perusahaan untuk memenuhi permintaan konsumen serta mengontrol biaya pengeluaran perusahaan agar lebih efektif dan efisien. Peramalan merupakan hal penting karena perencanaan jangka panjang maupun jangka pendek yang efektif bergantung pada peramalan yang dilakukan suatu perusahaan (Heizer dan Render, 2015).

Tempat penelitian dilakukan di perusahaan yang bergerak pada bidang industri tekstil yang beroperasi di Bandung. Perusahaan ini melakukan pengolahan bahan baku kapas imitasi seperti Polyester yang diperoleh dari supplier hingga menjadi berbagai macam jenis produk benang yang dipesan oleh konsumen. Kondisi perusahaan saat ini memiliki jumlah penyimpanan yang relatif tinggi seperti yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Data Bahan Baku Polyester

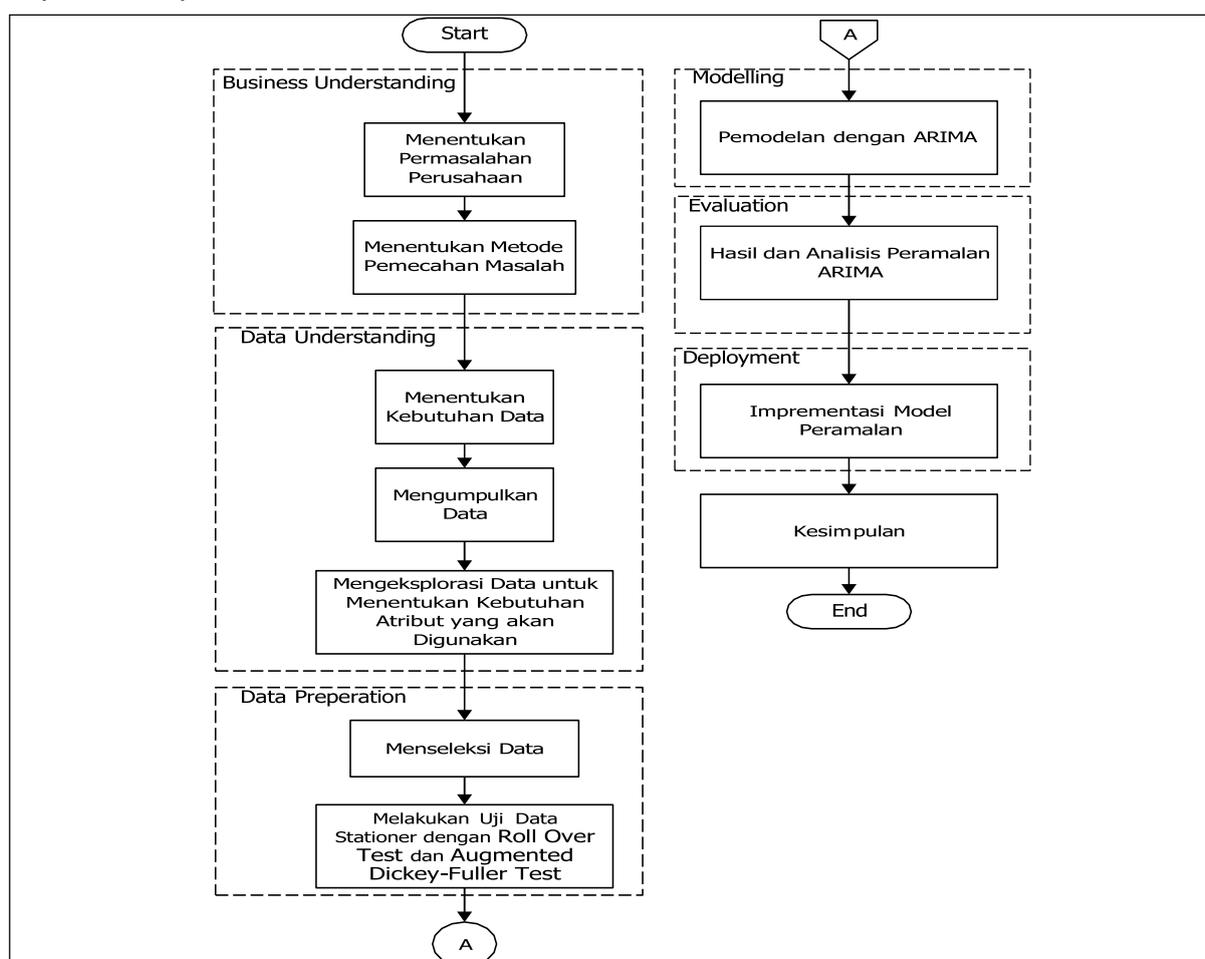
Garis grafik sisa stock yang berwarna ungu pada Gambar 1 menunjukkan penyimpanan bahan baku perusahaan berada pada jumlah yang relatif besar. Hal tersebut karena perusahaan dalam melakukan penyediaan persediaan hanya memperhatikan kapasitas maksimum produksi saja dan tanpa memperhatikan laju tren permintaan. Perusahaan melakukan hal tersebut karena sulitnya memprediksi laju tren permintaan yang berfluktuatif atau dinamis. Oleh sebab itu perusahaan memaksimalkan pembelian bahan baku berdasarkan kapasitas produksi karena permintaan tidak akan melebihi kapasitas produksi yang dimiliki perusahaan.

Akan tetapi, dampak dari penyimpanan besar yang dimiliki perusahaan adalah besarnya modal yang dialokasikan. Modal tersebut seharusnya dapat dimimalisir sehingga dapat dialihkan pada bagian yang lain di perusahaan.

Proses analisis time series menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dapat dimanfaatkan untuk meramalkan masa mendatang menggunakan data historis (Trinawati et al., 2021). ARIMA adalah teknik peramalan dengan menggunakan teknik korelasi antar suatu deret waktu (Pangestu et al., 2019). ARIMA secara umum dinotasikan dengan ARIMA (p,d,q). Notasi tersebut menunjukkan orde p sebagai proses autoregressive, sebagai d proses differencing, dan orde q sebagai proses moving average. ARIMA memiliki kemampuan akurasi yang baik dalam peramalan jangka pendek (Sugiarto dan Harijono, 2000). Penggunaan metode ARIMA dalam peramalan permintaan dapat membantu perusahaan memperkirakan kebutuhan bahan baku pada masa mendatang untuk mengantisipasi permintaan konsumen.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian menggunakan alur penelitian data mining yaitu Cross Industry Standard Process Model for Data Mining (CRISP-DM) (Chapman et al., 2000). Alur metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Metodologi Penelitian

Bussiness understanding menjelaskan analisis kebutuhan perusahaan, tujuan proyek, dan solusi untuk mencapai tujuan perusahaan. Kondisi perusahaan saat ini memiliki jumlah

penyimpanan bahan baku yang relatif tinggi. Hal tersebut disebabkan oleh sulitnya mengetahui pergerakan tren permintaan dimasa mendatang, sehingga perusahaan menjaga penyimpanan pada jumlah besar dengan hanya mempertimbangkan kapasitas produksi tanpa memperhatikan laju tren permintaan. Penyimpanan bahan baku yang besar tersebut menyebabkan besarnya alokasi modal yang dipakai. Modal tersebut seharusnya dapat diminimalisir sehingga dapat membantu perusahaan mengalokasikan modal pada bagian yang lain di perusahaan. Perusahaan saat ini tidak memiliki metode peramalan yang dapat memberikan gambaran permintaan di masa mendatang. Oleh karena itu perusahaan membutuhkan metode peramalan yang dapat membantu perusahaan dalam melihat tren permintaan. Peramalan tersebut dapat membantu perusahaan untuk menentukan kebutuhan bahan baku untuk mengantisipasi kebutuhan pada masa mendatang. Pembelian persediaan yang mendekati permintaan yang telah diramalkan membuat perusahaan akan lebih efisien secara penanaman modal di persediaan bahan baku. Modal yang akan ditanamkan pada persediaan bahan baku akan dapat lebih diminimalisir dibandingkan dengan keadaan yang dialami saat ini di perusahaan, sehingga modal tersebut dapat di manfaatkan oleh perusahaan untuk dialokasikan ke bidang atau bagian yang lain di perusahaan. Metode peramalan dapat dilakukan secara kuantitatif dan kualitatif (Herjanto, 2008). Pendekatan kuantitatif menggunakan metode statistik sedangkan pendekatan kualitatif berdasarkan pendapat yang melakukan peramalan. Metode kuantitatif biasa digunakan pada peramalan jangka pendek dan menengah. Analisis time series adalah bagian dari metode kuantitatif yang menganalisis serangkaian data historis. Analisis time series dapat menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk meramalkan kejadian pada masa mendatang. ARIMA merupakan model peramalan berdasarkan deret waktu dengan melihat data historis yang digunakan untuk peramalan masa mendatang (Nurhidayat dan Kurniawan, 2022). ARIMA merupakan model yang dikembangkan Box dan Jenkins (1976). ARIMA diberikan label sebagai ARIMA (p,d,q) dimana p adalah merepresentasikan prosedur autoregressive, d merepresentasikan proses differensiasi data deret waktu, dan q merepresentasikan proses moving average (Dritsaki et al., 2020). Metode ini memproses data time series yang sudah dalam bentuk stationer. ARIMA memiliki kemampuan yang baik dalam meramalkan kejadian masa mendatang dalam jangka pendek (Sugiarto dan Harijono, 2000). Peramalan menggunakan metode ARIMA diharapkan dapat membantu perusahaan dalam meramalkan permintaan konsumen pada masa mendatang.

Data understanding menjelaskan kebutuhan data yang akan diolah. Peramalan ARIMA membutuhkan data berdasarkan deret waktu. Tujuan utama penelitian adalah untuk meramalkan permintaan pada masa mendatang. Oleh karena itu akan dilakukan pengumpulan data yang berkaitan dengan permintaan. Hasil pengumpulan data akan memiliki beberapa feature yang kemudian pada tahap selanjutnya akan diseleksi.

Data preparation menjelaskan mengenai persiapan data sebelum dimasukan pada proses pemodelan. Tahap persiapan data pada ARIMA adalah melakukan pengecekan rolling statistic test dengan melihat mean dan standar deviasi dari data untuk pemeriksaan data stationer (Muslim, 2022). Selain itu terdapat metode lain untuk melihat data stationer dengan Augmented Dickey-Fuller Test (ADF). Metode tersebut menentukan data stationer apabila hasil p-value berada dibawah nilai 0,05. Apabila data belum stationer, maka akan dilakukan tahapan differencing hingga data menjadi stationer.

Modeling merupakan tahap pemodelan menggunakan metode ARIMA. Model ARIMA dituliskan dengan notasi ARIMA (p,d,q) yang dalam hal ini (Terrada et al., 2022):

1. p adalah derajat auto-regressive.
2. d adalah derajat differencing (pembedaan).
3. q adalah derajat moving average.

Model matematis dari ARIMA (p,d,q) sebagai berikut :

$$Y_t = \alpha_1 W_{t-1} + \alpha_2 W_{t-2} + \dots + \alpha_p W_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Keterangan :

1. Y_t adalah variabel dependen pada waktu ke t.
2. W_{t-1} hingga W_{t-p} adalah variabel lag pada waktu ke t-1 hingga waktu ke t-p.
3. α_1 hingga α_p adalah konstanta ke 1 hingga konstanta ke p.
4. ε_t hingga ε_{t-q} adalah variabel lag residual waktu ke t-1 hingga waktu ke t-q.
5. θ_1 hingga θ_q adalah konstanta ke 1 hingga konstanta ke q.

Data yang sudah stationer pada tahap persiapan akan dibagi kedalam 90% data training dan 10 % data testing. Dataset akan dimasukan pada fungsi auto arima yang merupakan bagian dari module pmdarima pada library python. Proses ini untuk menentukan konfigurasi ARIMA(p,d,q) yang terbaik. Konfigurasi terbaik tersebut kemudian bersamaan dengan dataset akan dimasukan pada alat pemodelan ARIMA dengan library statsmodel.

Evaluation dilakukan untuk melihat performa peramalan ARIMA. Hasil pemodelan pada tahap sebelumnya kemudian digunakan untuk melakukan peramalan yang dimana hasil output peramalan tersebut akan dibandingkan dengan data aktual pada data testing dengan nilai Root Mean Square Error (RMSE). Rumus matematis RMSE sebagai berikut (Saluza et al., 2021):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2} \quad (2)$$

Keterangan :

1. \hat{y}_t adalah nilai prediksi pada waktu ke t.
2. y_t adalah nilai aktual pada waktu ke t.
3. n adalah jumlah data.

Selanjutnya hasil peramalan akan dievaluasi dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dengan rumus matematis sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{y_t} \quad (3)$$

Keterangan :

1. \hat{y}_t adalah nilai prediksi pada waktu ke t.
2. y_t adalah nilai aktual pada waktu ke t.
3. n adalah jumlah data.

Kategori hasil MAPE dapat dilihat pada Tabel 1 (Chang et al., 2007) sebagai berikut:

Tabel 1. Kategori Peformansi MAPE

MAPE	Signifikansi
<10%	Kemampuan Peramalan Sangat Baik
10%-20%	Kemampuan Peramalan Baik
20%-50%	Kemampuan Peramalan Layak

>50%	Kemampuan Peramalan Buruk
------	---------------------------

Setelah proses evaluasi, proses terakhir dilakukan deployment. Pada tahap ini dilakukan peramalan dari data terakhir pada data testing.

3. HASIL DAN ANALISIS

Hasil pengumpulan data awal dapat dilihat pada Tabel 2. Data awal memiliki 300 baris dan 5 kolom. Data terdiri dari 5 feature yaitu date start, date end, minggu, order, dan satuan.

Tabel 2. Data Awal

Date Start	Date End	Minggu	Order	Satuan
01/01/2017	07/01/2017	1	415,83	Bale
08/01/2017	14/01/2017	2	468,72	Bale
15/01/2017	21/01/2017	3	463,44	Bale
22/01/2017	28/01/2017	4	460,95	Bale
29/01/2017	04/02/2017	5	458,39	Bale
...
05/11/2022	11/11/2022	296	234,21	Bale
12/11/2022	18/11/2022	297	251,71	Bale
19/11/2022	25/11/2022	298	249,95	Bale
26/11/2022	02/12/2022	299	243,89	Bale
03/12/2022	09/12/2022	300	246,04	Bale

Feature yang digunakan sebagai input pemodelan adalah data feature order sehingga feature lainnya akan dihilangkan. Selanjutnya data dibagi dalam data training sebanyak 90% dari total data, dan data testing sebanyak 10% dari total data. Hasil data testing dan data training dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

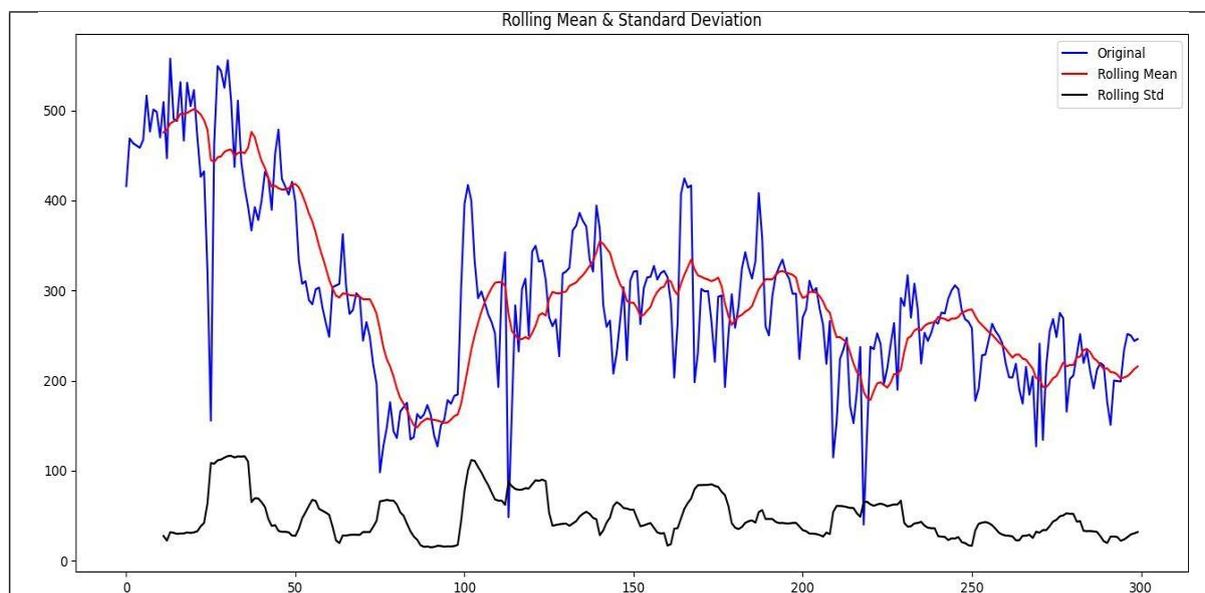
Tabel 3. Data Training

Data Training
415,83
468,72
463,44
...
216,44
175,82
150,78

Tabel 4. Data Testing

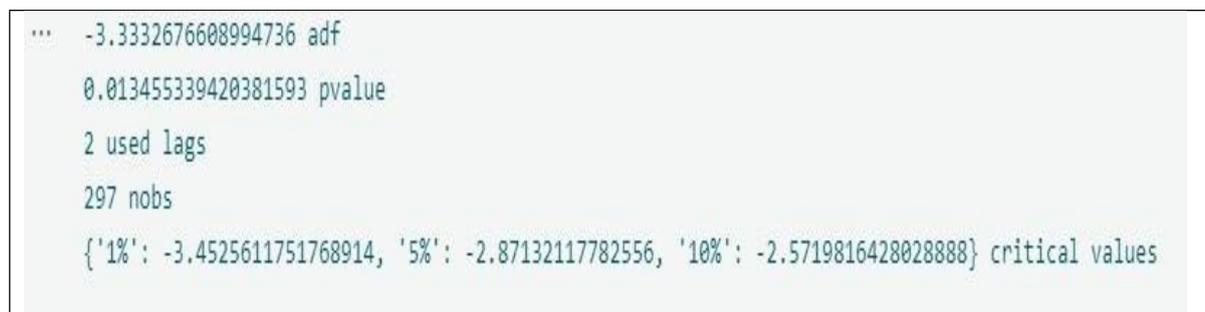
Data Testing
240,95
134,15
217,43
...
249,95
243,89
246,04

Plotting dengan rolling statistic test keseluruhan data order dapat dilihat pada Gambar 3. Hasil menunjukkan bahwa data memiliki standar deviasi yang relatif konstan sementara mean memiliki trend menurun pada awal data ke-0 hingga ke-100. Akan tetapi, pada data ke-100 hingga ke-300 menunjukkan mean mulai relatif konstan.



Gambar 3. Rolling Statistic

Pada tahap ini data belum dapat disimpulkan memiliki bentuk yang stationer. Oleh karena itu, pada tahap selanjutnya akan dilakukan uji Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) dengan bantuan library python statsmodel serta fungsi adfuller. Hasil pengolahan data dengan ADF dapat dilihat pada Gambar 4. Hasil p-value yang didapatkan bernilai 0,01346 yang menandakan bahwa data dalam bentuk stationer karena p-value < 0,05. Data dapat disimpulkan layak untuk digunakan dalam pemodelan.



Gambar 4. Augmented Dickey-Fuller Test (ADF)

Dataset pada tahap persiapan kemudian dimasukan sebagai input untuk pemodelan ARIMA. Proses pemodelan diawali dengan proses menentukan konfigurasi (p,d,q) menggunakan fungsi auto arima dari module pmdarima. Hasil dari proses konfigurasi dapat dilihat pada Gambar 5. Hasil menunjukkan konfigurasi ARIMA (4,1,1) memiliki AIC terbaik dengan nilai 2883,670.

Peramalan Jumlah Pesanan Benang dengan Metode ARIMA

```

1 Performing stepwise search to minimize aic
2 ARIMA(2,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2885.404, Time=0.31 sec
3 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2918.641, Time=0.02 sec
4 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2912.776, Time=0.02 sec
5 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2904.152, Time=0.08 sec
6 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2916.746, Time=0.02 sec
7 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2886.157, Time=0.24 sec
8 ARIMA(2,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2888.331, Time=0.22 sec
9 ARIMA(3,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2884.854, Time=0.44 sec
10 ARIMA(3,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2885.093, Time=0.34 sec
11 ARIMA(4,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2886.423, Time=0.52 sec
12 ARIMA(3,1,3)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2885.925, Time=0.56 sec
13 ARIMA(2,1,3)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2885.656, Time=0.41 sec
14 ARIMA(4,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2884.486, Time=0.38 sec
15 ARIMA(4,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2891.183, Time=0.12 sec
16 ARIMA(5,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2886.417, Time=0.47 sec
17 ARIMA(3,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2893.836, Time=0.11 sec
18 ARIMA(5,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2890.993, Time=0.17 sec
19 ARIMA(5,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=inf, Time=0.60 sec
20 ARIMA(4,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2883.670, Time=0.18 sec
21 ARIMA(3,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2884.373, Time=0.18 sec
22 ARIMA(4,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2889.522, Time=0.08 sec
23 ARIMA(5,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2885.618, Time=0.26 sec
24 ARIMA(4,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2885.621, Time=0.31 sec
25 ARIMA(3,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2892.097, Time=0.06 sec
26 ARIMA(3,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2884.105, Time=0.30 sec
27 ARIMA(5,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2889.396, Time=0.11 sec
28 ARIMA(5,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2887.650, Time=0.18 sec
29
30 Best model: ARIMA(4,1,1)(0,0,0)[0]
31 Total fit time: 6.703 seconds

```

Gambar 5. Hasil Pencarian ARIMA Terbaik

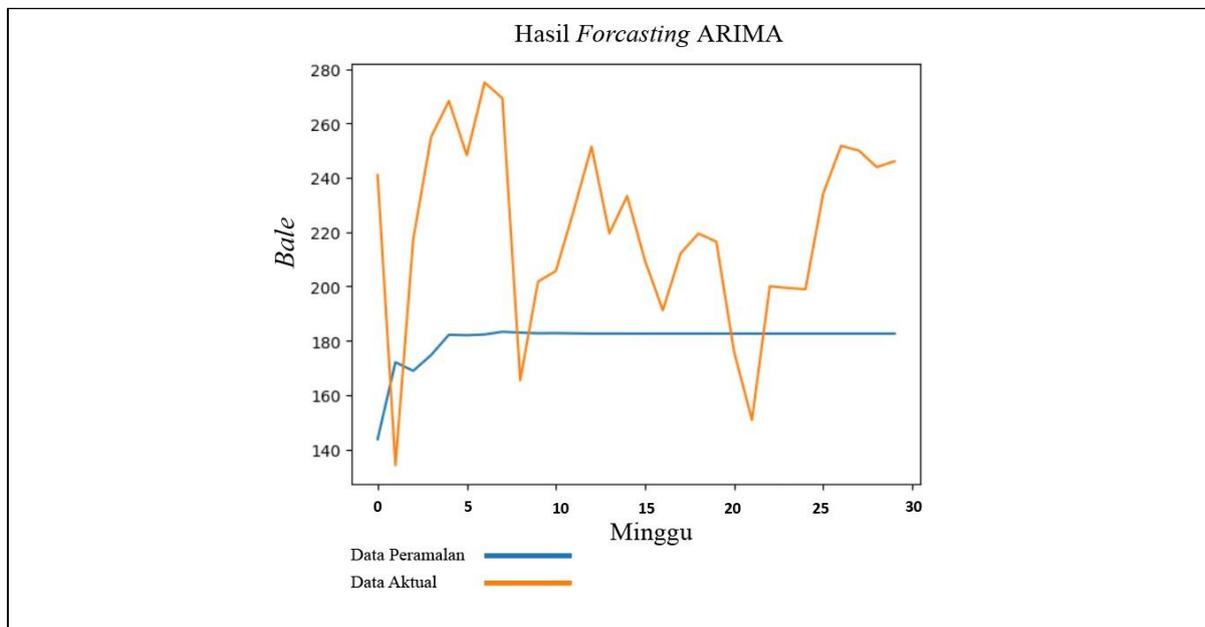
Konfigurasi ARIMA(4,1,1) kemudian dimasukkan untuk dilakukan pemodelan ARIMA. Proses pemodelan menggunakan fungsi ARIMA dari library statsmodels. Hasil pemodelan dapat dilihat pada Gambar 6.

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	Order	No. Observations:	270			
Model:	ARIMA(4, 1, 1)	Log Likelihood	-1435.835			
Date:	Wed, 28 Dec 2022	AIC	2883.670			
Time:	17:57:37	BIC	2905.238			
Sample:	0	HQIC	2892.332			
			- 270			
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	0.5828	0.104	5.582	0.000	0.378	0.787
ar.L2	-0.1443	0.075	-1.935	0.053	-0.290	0.002
ar.L3	0.1931	0.079	2.458	0.014	0.039	0.347
ar.L4	-0.1092	0.091	-1.202	0.229	-0.287	0.069
ma.L1	-0.8464	0.107	-7.882	0.000	-1.057	-0.636
sigma2	2528.9497	131.383	19.249	0.000	2271.443	2786.456
Ljung-Box (L1) (Q):	0.00	Jarque-Bera (JB):	309.50			
Prob(Q):	0.98	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	0.70	Skew:	-0.73			
Prob(H) (two-sided):	0.10	Kurtosis:	8.05			

Gambar 6. Hasil ARIMA(4,1,1)

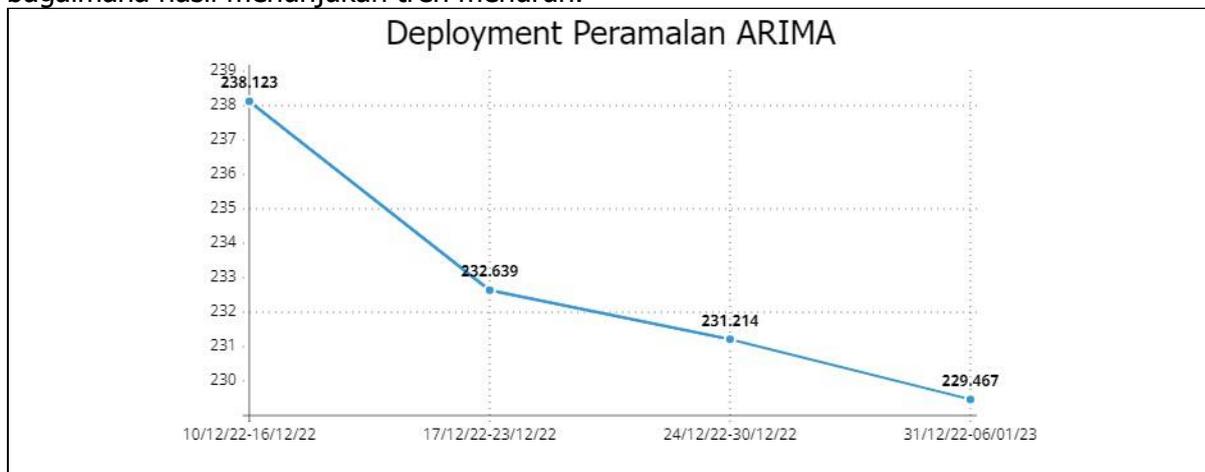
Selanjutnya dilakukan proses analisis hasil pengolahan data dengan evaluasi perbandingan hasil peramalan dengan data testing menggunakan skor RMSE dan mengategorikan nilai MAPE. RMSE bernilai 53,293 dan MAPE bernilai 20,17% yang mengartikan bahwa kemampuan peramalan menggunakan ARIMA dalam kategori layak. Plotting hasil peramalan dapat dilihat

pada Gambar 7. Hasil peramalan dari ARIMA dalam bentuk tren. Tren hasil peramalan menunjukkan terdapat indikasi menaik.



Gambar 7. Hasil Peramalan ARIMA(4,1,1)

Tahap terakhir melakukan deployment dengan pemodelan ulang menggunakan keseluruhan data. Peramalan dilakukan untuk meramalkan 4 minggu kedepan dari data terakhir tanggal 9 Desember 2022. Peramalan dimulai dari tanggal 10 Desember 2022 hingga tanggal 6 Januari 2023. Hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 8. Pada hasil peramalan dapat terlihat bagaimana hasil menunjukan tren menurun.



Gambar 8. Deployment ARIMA

4. KESIMPULAN

ARIMA dapat digunakan dalam melakukan peramalan permintaan pada studi kasus penelitian di perusahaan. ARIMA terbaik berdasarkan data yang dikumpulkan adalah dengan konfigurasi parameter autoregressive yaitu p bernilai 4, parameter differencing yaitu d bernilai 1, dan parameter moving average yaitu q bernilai 1. ARIMA(4,1,1) memiliki skor AIC bernilai 2883,670. Hasil evaluasi perbandingan data peramalan dengan data aktual menghasilkan

RMSE dengan nilai 53,293 dan MAPE dengan nilai 20,17%. Nilai MAPE menunjukkan bahwa peramalan permintaan dengan metode ARIMA dalam kategori layak sehingga perusahaan dapat menggunakan metode tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- Heizer, J., Barry, R., dan Chuck, M. (2015). *Operation Management*. USA: Pearson Education.
- Herjanto, E. (2008). *Manajemen Operasi*. Jakarta: PT Grasindo.
- Sugiarto, dan Harijono. (2000). *Peramalan Bisnis*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.
- Chapman, P., Julian, C., Randy, K., Thomas, K., Thomas, R., Colin, S., dan Rudiger, W. (2000). *CRISP-DM 1.0 Step-by-Step Data Mining Guide*. USA: SPSS inc.
- Dritsaki, C., Dimitrios, N., dan Pavlos, S. (2021). Oil Consumption Forecasting Using ARIMA Model: An Empirical Study for Greece. *Journal of Energy Economics and Policy*, 11(4), 213 - 224.
- Chang, P. C., Yen, W.W., dan Chen, H. L. (2007). The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32, 86 - 96.
- Terrada, L., Mohamed, E. K., dan Hassan, O. (2022). Demand Forecasting Model Using Deep Learning Method for Supply Chain Management 4.0. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13, 703 - 711.
- Muslim, A. H. (2022). Time Series Analysis for Customs Revenue Prediction Using Arima Model in Python. *Journal of Information Technology and its Utilization*, 5(2), 47 - 55.
- Saluza, I., Dewi, S., Lastri, W. A., Faradillah, Leriza, D., dan Endah, D. P. (2021). Prediksi Data Time Series Harga Penutupan Saham Menggunakan Model Box Jenkins ARIMA. *Journal Ilmiah Informatika Global*, 12(2), 75 - 81.
- Pangestu, D. D., Budi, S., dan Bhirawa, W.T. (2019). Analisis Peramalan Permintaan Produk Kipas Angin dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) untuk Menentukan Persediaan Safety Stock dan Service Level pada PT. *Catur Sukses Internasional. Journal Teknik Industri*, 8(1), 14 - 24.