

Implementasi Metode ARIMA Data Warehouse Untuk Prediksi Permintaan Suku Cadang

Hendrik Hidayatullah¹, Fitri Sukaesih², Yanuar Arif hizbulloh³, Tb Ai Munandar⁴

^{1,2,3,4}*Informatics, Bhayangkara Jakarta Raya University, Bekasi, INDONESIA*

Email : Hendrik.tif@gmail.com¹, fitrisukaesih445@gmail.com², yanuararif21@gmail.com³,
tb.aimunandar@dsn.ubharajaya.ac.id⁴

ABSTRAKSI

Food production company adalah perusahaan yang berfokus pada produksi mie instan dan keandalan mesin sangatlah penting dalam proses produksi tersebut. Untuk menjaga keandalan mesin, perlu dilakukan maintenance secara teratur dan ketersediaan sparepart juga menjadi faktor kunci dalam perencanaan keandalan mesin. Oleh karena itu, pengelolaan sparepart menjadi hal yang krusial dalam perusahaan tersebut karena dapat mempengaruhi sistem pengendalian sparepart dan sebaliknya. Jika perencanaan pengelolaan sparepart tidak baik, maka hal ini dapat mengakibatkan fluktuasi pada permintaan barang. Ketidakpastian memaksa perusahaan untuk menentukan persediaan minimum dan maksimum sparepart yang akan dikelola. Kurangnya standar saat pengiriman suku cadang menyebabkan kelebihan sparepart. Kelebihan sparepart menyebabkan persediaan menumpuk di workshop. Namun, jika kekurangan sparepart membuat perawatan di bagian produksi menjadi sulit. Berdasarkan data yang digunakan, penelitian ini termasuk dalam penelitian kuantitatif yang menghasilkan angka. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi permintaan barang sparepart untuk proses maintenance menggunakan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Penelitian ini dilakukan karena penggunaan barang sparepart yang tepat dan efektif sangat penting dalam menjaga keandalan mesin dan peralatan industri. Metode ARIMA digunakan untuk mengidentifikasi pola dalam data permintaan barang sparepart dan membuat prediksi yang akurat untuk permintaan di masa depan. Data permintaan barang sparepart selama periode waktu tertentu dikumpulkan dan dianalisis menggunakan software statistik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi permintaan barang sparepart dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan menggunakan prediksi ini, perusahaan dapat melakukan perencanaan yang lebih baik untuk memenuhi permintaan dan mengoptimalkan pengelolaan stok barang sparepart. Hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi perusahaan dalam meningkatkan efisiensi dan efektivitas operasional mereka serta mengurangi biaya yang terkait dengan kekurangan stok barang sparepart.

Kata kunci: ARIMA, kelebihan Sparepart, maintenance.

ABSTRACT

Food production company is a company that focuses on the production of instant noodles, and machine reliability is crucial in the production process. To maintain machine reliability, regular maintenance is necessary, and the availability of spare parts is also a key factor in reliability planning. Therefore, spare part management is crucial in the company as it can affect the spare part control system and vice versa. Poor spare part management planning can result in fluctuations in demand for goods. Uncertainty forces the company to determine the minimum and maximum spare parts inventory to be managed. Lack of standards during spare part deliveries leads to excess spare parts. Excess spare parts cause inventory to accumulate in the workshop. However, if there is a shortage of spare parts, it makes maintenance difficult in the production department. Based on the data used, this research is classified as quantitative research that produces numbers. The aim of this research is to predict the demand for spare parts for maintenance processes using the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) method. This research is carried out because the proper and effective use of spare parts is essential in maintaining machine and industrial equipment reliability. The ARIMA method is used to identify patterns in spare part demand data and make accurate predictions for future demand. Spare part demand data for a certain period of time is collected and analyzed using statistical software. The results of the research show that the ARIMA method can be used to predict spare part demand with a high level of accuracy. With this prediction, the company can better plan to meet demand and optimize spare part inventory management. The results of this research can provide benefits to the company in improving their operational efficiency and effectiveness while reducing costs related to spare part inventory shortages.

Keywords: ARIMA, excess spare parts, maintenance.



Tanggal Submit : 02/04/2023
Tanggal Diterima : 04/05/2023
Tanggal Terbit : 12/07/2023

Copyright: © 2023 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 (CC BY-NC-SA 4.0) International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).

Publisher's Note: JPPM stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.

I. PENDAHULUAN

Persediaan merupakan modal kerja yang penting bagi perusahaan termasuk perusahaan jasa, perdagangan dan industri karena meningkatkan keuntungan perusahaan. Persediaan adalah material yang disimpan dan dipelihara agar siap digunakan atau dijual dalam jangka waktu tertentu. Dalam pengadaan material diperlukan stock control atau pengendalian stok[9]. Manajemen persediaan sangat penting untuk mencapai efektifitas dan efisiensi suatu perusahaan. Jika persediaan tidak dikelola dengan baik, biaya perusahaan akan meningkat.

Food production company memproduksi mie instan dengan berbagai rasa dan menjaga keberlangsungan proses produksi yang stabil untuk memenuhi permintaan konsumen. Perusahaan selalu memperhatikan mutu produk dan menjaga infrastruktur yang dimilikinya. Sebagai perusahaan yang bersertifikat ISO 9001:2015, PT. Food production company menerapkan standar operasional untuk mencapai mutu yang baik. Infrastruktur produksi termasuk mesin, dan perawatan mesin yang tepat sangat penting untuk mendukung produktivitas perusahaan.

Penerapan metode ARIMA (Autoregressive Integral Moving Average) pada data warehouse dapat digunakan untuk memprediksi suku cadang. Metode ini merupakan teknik dalam analisis deret waktu untuk pemodelan dan peramalan data dengan memperhatikan pola dan tren historis.

Berikut adalah latar belakang penerapan metode ARIMA pada data warehouse peramalan suku cadang. Metode ARIMA umumnya digunakan dalam analisis deret waktu. Dalam konteks peramalan suku cadang, data deret waktu dapat menyertakan jumlah suku cadang yang terjual selama interval waktu tertentu, seperti bulanan atau tahunan[1,6]. Dengan menggunakan metode ARIMA, pola dan tren historis dalam deret waktu dapat ditemukan dan digunakan untuk membuat peramalan yang lebih akurat.

Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) dipilih karena metode tersebut menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependent atau variabel yang menjadi akibat dari karena adanya variabel independent untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat.(2,5)

Adanya perancangan data warehouse pada Orba Express dapat membantu pemilik usaha untuk menentukan jumlah persediaan produk yang pada Perusahaan setiap bulannya [3,4]. Tersedianya spare part sangat penting dalam menjaga keandalan mesin produksi dan perusahaan diuntungkan dengan adanya banyak mesin karena dapat meningkatkan hasil produksi dan mencapai target produksi

lebih cepat. Namun, sistem pengawasan dan pelaksanaan keandalan mesin perlu dikontrol dengan baik karena perawatan pada tiap bagian mesin membutuhkan spare part yang berbeda. Permintaan spare part yang kompleks mengakibatkan fluktuasi dalam pola permintaan, yang sulit diprediksi dan diramalkan. Buffer atau safety stock adalah stok tambahan yang diperlukan untuk mengatasi kehabisan atau kekurangan stok yang terjadi selama lead time[7]. Pola fluktuatif ini bisa menyebabkan stock habis dalam waktu singkat atau stock yang tidak terpakai. Kedua hal tersebut bisa merugikan perusahaan, baik overstock yang menyebabkan pembengkakan biaya penyimpanan, perawatan, dan listrik, maupun stock-out yang bisa menghambat proses perawatan di mesin produksi. Peramalan adalah suatu metodologi dalam menilai secara kuantitatif suatu peristiwa yang akan terjadi dalam beberapa periode berikutnya, yang tergantung pada informasi otentik yang terkait dan relevan yang telah terjadi sebelumnya[10].

Dengan adanya permasalahan diatas Food production company memerlukan adanya metode peramalan yang lebih matang, untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas operasional serta mengurangi biaya yang terkait dengan kekurangan stok barang sparepart. Disini peramalan akan menggunakan data dari permintaan barang selama Bulan januari tahun 2018 sampai dengan bulan Maret 2023 sebagai acuan untuk menentukan persediaan Sembilan bulan kedepan yaitu bulan April, mei, Juni, Juli, Agustus, September, Oktober, November dan Desember tahun 2023.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Penelitian ini menggunakan analisis teknikal. Analisis teknikal pertama kali dilakukan oleh Charles H. Dow pada tahun 1884 berdasarkan pada data-data historis pada perusahaan (Tandelilin, 2001). Menurut Rode, Friedman, Parikh dan Kane (1995) teori dasar analisis teknikal adalah suatu teknik yang menggunakan data periode waktu tertentu yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan dengan baik. Jadi obyek dari analisis teknikal adalah memprediksi dari suatu data time series dengan metode peramalan dan perhitungan yang akurat.[1], metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins

(1976), dan nama mereka sering disinonimkan dengan proses ARIMA yang diterapkan untuk analisis deret berkala, peramalan dan pengendalian.[2], Uji coba R berbasis web terhadap ARIMA dan ARIMA Ensemble. Pada tahapan ini data dibagi 2 yaitu data training dan testing. data training menggunakan data periode tahun 1997-2010. Sedangkan data testing menggunakan periode tahun 2011-2012. Peramalan menggunakan metode ARIMA dan ARIMA ensemble dan hasilnya akan dibandingkan dengan data testing [3]. Dalam perkembangan sistem yang ada, sistem dibedakan menjadi dua jenis, yaitu sistem terbuka dan sistem tertutup.

Sistem terbuka merupakan sistem yang dihubungkan dengan arus sumber daya luar dan tidak mempunyai elemen pengendali. Sistem tertutup tidak mempunyai elemen pengontrol dan dihubungkan pada lingkungan sekitarnya (Herlambang dan Tanuwijaya, 2005).[4], Adanya perancangan data warehouse dapat membantu pemilik usaha untuk menentukan jumlah persediaan produk yang pada setiap bulannya, Peran data warehouse sangatlah besar dalam penyediaan strategi informasi yang bisa digunakan untuk memenuhi kebutuhan pihak manajemen dalam konteks bisnis[5], Pada penelitian ini, dirancang suatu model ataupun teknik peramalan dengan data yang dimiliki, selama 13 bulan atau 52 minggu untuk menentukan hasil peramalan stok barang pada masa mendatang berdasarkan data penjualan dalam kurun waktu tertentu[6], tujuan peramalan adalah mendapatkan peramalan yang bisa meminimalkan kesalahan (error) yang bisa diukur dengan Mean Square Error (MSE).

III. METODE PENELITIAN

3.1 Identifikasi masalah

Pada tahap awal, langkah pertama adalah mengidentifikasi masalah yang terjadi di perusahaan. Hal ini dilakukan melalui observasi langsung dan wawancara dengan pihak terkait. Setelah dilakukan identifikasi, ditemukan bahwa Food production company mengalami masalah dalam menentukan persediaan sparepart, yang seringkali mengakibatkan kekurangan stok.

3.2 Pengumpulan data

Untuk mengumpulkan data, digunakan teknik data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh melalui observasi dan wawancara dengan pihak terkait di lapangan. Sementara itu, data sekunder diperoleh dari perusahaan, yaitu historis data permintaan barang pada periode Januari 2018 hingga Maret 2023 pada produk Yongli sprocket modular cs2540-04 t12s40d10cm. Data tersebut digunakan sebagai referensi untuk memprediksi permintaan di masa mendatang. Semakin banyak data

permintaan yang diketahui pada periode sebelumnya, semakin akurat prediksi permintaan di masa depan.

3.3 Identifikasi model ARIMA

Pada tahap identifikasi, langkah pertama yang perlu dilakukan adalah melakukan plot data untuk mengamati pola dan tren dalam data. Tujuan dari plot data adalah untuk menentukan apakah data tersebut stasioner atau tidak. Model ARIMA memerlukan asumsi bahwa data masukan harus stasioner. Jika data masukan tidak stasioner, maka perlu disesuaikan terlebih dahulu agar menjadi stasioner sebelum dapat digunakan untuk membangun model ARIMA[11].

Untuk memeriksa stasioneritas pada data dalam hal rerata, kita dapat menggunakan grafik Autocorrelation Function (ACF) dengan menggunakan data yang sudah stasioner dalam hal variansi. Jika data sudah stasioner dalam hal rerata, maka kita dapat melanjutkan dengan mengidentifikasi model sementara. Namun, jika data belum stasioner dalam hal rerata, kita perlu melakukan proses differencing. Nilai (d) pada model ARIMA akan ditentukan berdasarkan jumlah differencing yang dilakukan. Jika data sudah stasioner, maka tidak perlu differencing dan nilai (d) pada model adalah 0. Jika differencing pertama sudah cukup untuk membuat data menjadi stasioner, maka nilai (d) pada model adalah 1. Jika differencing kedua diperlukan untuk membuat data menjadi stasioner, maka nilai (d) pada model adalah 2.

Setelah data menjadi stasioner baik dalam hal mean maupun variansi, langkah selanjutnya adalah menentukan model sementara ARIMA (p, d, q) yang sesuai. Nilai (d) (13) pada model akan diberi nilai 0 jika data sudah stasioner, dan nilai (d) akan diberi nilai 1, 2, dan seterusnya jika data mengalami proses differencing. Pada tahap ini, kita perlu menentukan jumlah nilai lag residual (q) dan dependen (p) yang akan digunakan pada model. Untuk menentukan nilai lag tersebut, kita dapat melihat lag pada grafik Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF).

3.4 Penaksiran dan Pengujian Parameter ARIMA

Pada tahap estimasi parameter model, dilakukan untuk mengevaluasi apakah parameter model ARIMA sementara menghasilkan nilai parameter yang signifikan atau tidak. Model dikatakan signifikan jika nilai signifikansi kurang

dari alpha (α) dengan nilai alpha (α) sebesar 0,05. Dalam penelitian ini, software Minitab digunakan untuk mempermudah pengolahan data. Setelah nilai parameter diperoleh, dilakukan uji signifikansi terhadap konstanta dan parameter model dengan menggunakan metode pengujian tertentu.

3.5 Pemilihan model terbaik

Untuk memilih model terbaik, harus memenuhi ketiga uji sebelumnya terlebih dahulu. Pemilihan model peramalan terbaik dapat ditentukan melalui persentase kesalahan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE), dan nilai Root Mean Square Error (RMSE) yang memiliki nilai kesalahan terkecil.

a. Mean Square Error (MSE)

$$MSE = (1/n) * \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{1}$$

Keterangan:

- n adalah jumlah data
- y_i adalah nilai observasi pada data ke-i
- \hat{y}_i adalah nilai prediksi pada data ke-i

b. mean absolute deviation (MAD)

$$MAD = (1/n) * \sum |i - \mu| \tag{2}$$

Keterangan:

- n adalah jumlah observasi dalam sampel
- i adalah setiap nilai dalam sampel
- μ adalah rata-rata dari seluruh nilai dalam sampel
- $|i - \mu|$ adalah selisih absolut antara setiap nilai dan rata-rata sampel.

c. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = (1/n) * \sum (|Actual - Forecast| / Actual) * 100\% \tag{3}$$

Keterangan:

- n adalah jumlah observasi/data
- Actual adalah nilai aktual dari data observasi
- Forecast adalah nilai prediksi dari model
- $| |$ adalah absolute value (nilai mutlak)

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dari periode Januari 2018 sampai dengan Maret 2023, data tersebut dalam satuan bulan.

Tabel 1 Data Permintaan barang Januari 2018 sampai Maret 2023

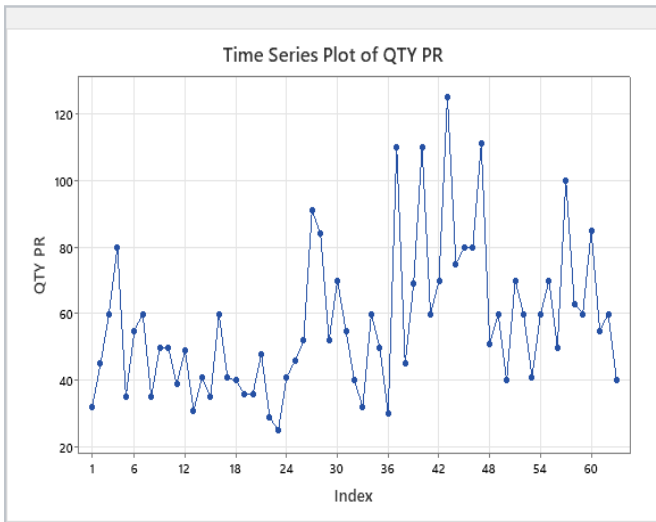
Bulan	Tahun					
	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Januari	32	31	46	110	60	55
Februari	45	41	52	45	40	60
Maret	60	35	91	69	70	40
April	80	60	84	110	60	?
Mei	35	41	52	60	41	?
Juni	55	40	70	70	60	?
Juli	60	36	55	125	70	?
Agustus	35	36	40	75	50	?
September	50	48	32	80	100	?
Oktober	50	29	60	80	63	?
November	39	25	50	110	60	?
Desember	49	41	30	51	85	?

Tahap selanjutnya mengidentifikasi model dengan memakai software minitab 21. Langkah pertama untuk prediksi permintaan barang yaitu melihat plot dari data time series. Kegunaannya untuk melihat kestasioneran data bisa terlihat dalam Gambar 1.

Box-Cox transformation digunakan untuk mengevaluasi apakah suatu data memiliki stasioneritas dalam varians. Jika nilai lambda (λ) setelah dilakukan Box-Cox transformation sama dengan 1, maka data tersebut dianggap memiliki stasioneritas dalam varians. Namun, jika nilai lambda (λ) tidak sama dengan 1, maka data tersebut tidak memiliki stasioneritas dalam varians, sehingga perlu dilakukan transformasi lagi hingga nilai

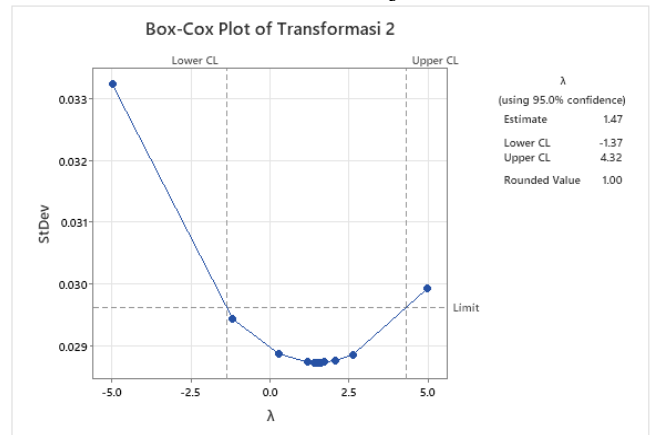
lambda (λ) mencapai nilai rounded value 1. Dalam penelitian yang dilakukan, hasil Box-Cox transformation ditunjukkan pada Gambar 2.

Berdasarkan Gambar 2, ditemukan bahwa nilai rounded value (λ) dari Box-Cox transformation adalah -0.5. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data tidak memiliki stasioneritas dalam varians. Karena nilai λ yang diperoleh tidak sama dengan 1, maka diperlukan transformasi tambahan pada data. Hasil transformasi pertama, ditunjukkan dalam Gambar 3.



Gambar 1. Stasioner Data

Hasil transformasi kedua, ditunjukkan Gambar 4

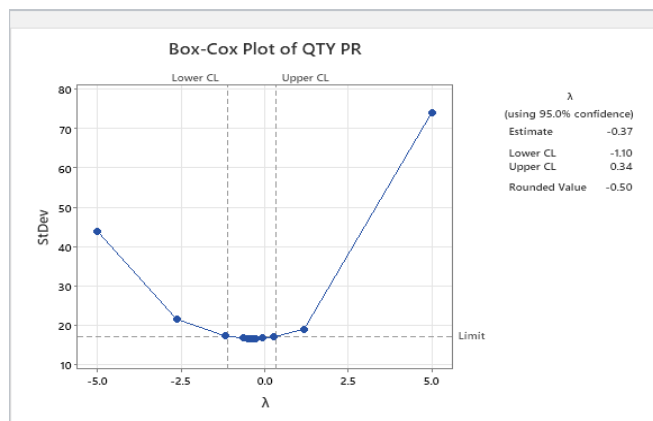


Gambar 4. Hasil Transformasi Data Kedua

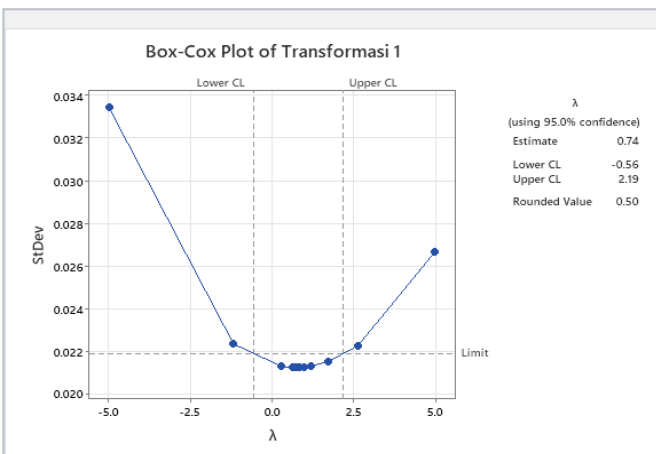
Setelah dilakukan transformasi data yang kedua, hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4. Dalam transformasi ini, diperoleh nilai rounded value (lambda) sebesar 1,00. Hasil tersebut menunjukkan bahwa data permintaan telah mencapai stasioneritas dalam varians.

a. Uji Stasioner dalam rata-rata

Langkah berikutnya adalah melakukan pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata. Pemeriksaan tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan plot time series atau plot ACF. Jika plot time series tidak menunjukkan adanya tren, maka dapat disimpulkan bahwa data memiliki stasioneritas dalam rata-rata. Sedangkan untuk pemeriksaan menggunakan plot ACF, perhatikan nilai lag pada plot. Jika setelah lag kedua atau ketiga terjadi penurunan yang cepat mendekati nilai nol, maka dapat disimpulkan bahwa data tersebut stasioner dalam rata-rata. Hasil uji stasioneritas dalam rata-rata pada Gambar 5.

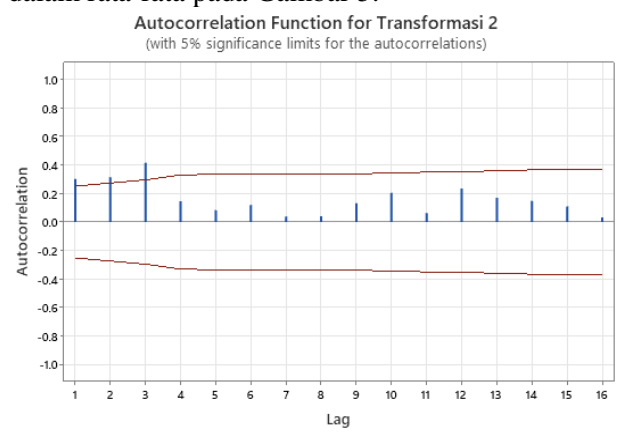


Gambar 2. Box Plot Data



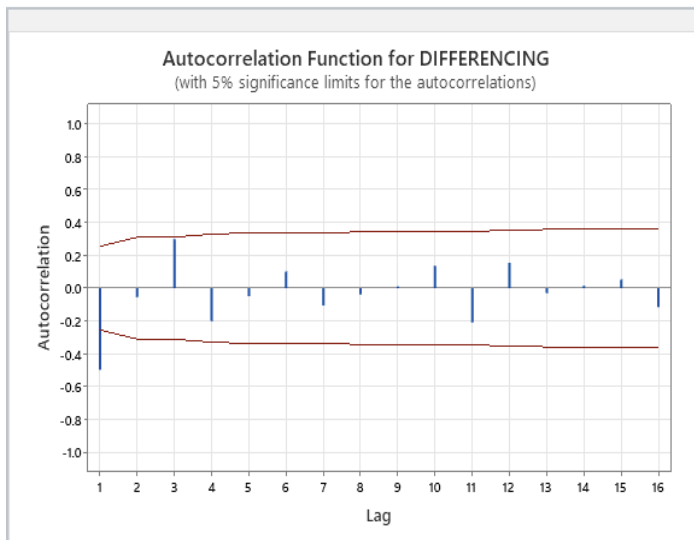
Gambar 3. Hasil Transformasi Data

Seperti yang terlihat Digambar 3 rounded value (lambda) bernilai 0.50, sehingga harus dilakukan transformasi data lagi agar data stasioner di rounded value (lambda) bernilai 1,00.

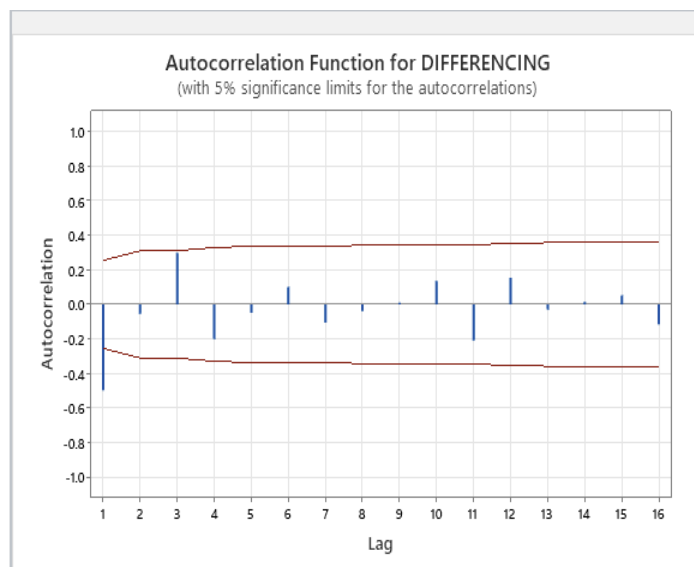


Gambar 5. Hasil Uji Stasioner Data

Dari Gambar 5, terlihat bahwa terdapat tiga nilai lag berturut-turut yang melebihi batas signifikansi. Hal ini menunjukkan bahwa data permintaan belum stasioner dalam rata-rata. Oleh karena itu, diperlukan proses differencing pada data. Karena data belum stationeritas dalam rata-rata maka diperlukan differencing data, yaitu dengan proses mengurangi nilai observasi saat ini dengan nilai observasi sebelumnya dalam rangkaian data. Hasil differencing grafik Autocorrelation Function data Gambar 6.



Gambar 6. Hasil differencing grafik Autocorrelation Function



Gambar 7. Perbandingan Lag dan Autocorrelation

Hasil differencing data pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 6. Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa terjadi penurunan setelah lag pertama dan mendekati nol, serta tidak ada lag yang keluar dari batas signifikansi,

sehingga dapat dikatakan data permintaan memiliki stasioneritas dalam rata-rata.

Identifikasi model Arima ACF dan PACF Untuk mengidentifikasi model yang cocok untuk data permintaan, perlu dilakukan differencing pada plot ACF dan PACF. Gambar 7 menunjukkan bahwa pada plot ACF, hanya lag 1 yang signifikan secara statistik, dengan nilai autokorelasi di luar batas signifikan. Sedangkan pada Gambar 8, terlihat bahwa pada plot PACF, lag 1 dan 2 menunjukkan nilai autokorelasi yang signifikan di luar batas signifikan. Dalam hal ini, kita dapat mengasumsikan adanya proses orde 2 pada Autoregressive (AR) dan proses orde 1 pada Moving Average (MA), sehingga model-model ARIMA yang mungkin adalah ARIMA (2,1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,0), dan ARIMA (0,1,1).

Setelah memilih model yang sesuai, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi koefisien model. Kemudian, dilakukan uji signifikansi parameter untuk menentukan apakah koefisien model tersebut signifikan secara statistik atau tidak. Model dengan nilai Mean Squared Error (MSE) terkecil diasumsikan sebagai model terbaik untuk data UD RSA[2].

Tabel 2 Uji Signifikansi model Arima

No	Parameter	P. Value	Estimasi model	Hasil Uji Signifikansi
1	AR 1	0.001	ARIMA (2,1,1)	Tidak signifikan
	AR 2	0.002		
	MA 1	0.880		
2	AR 1	0.576	ARIMA (1,1,1)	Tidak signifikan
	MA 1	0.000		
3	AR 1	0.000	ARIMA (1,1,0)	Signifikan
4	MA 1	0.000	ARIMA (0,1,1)	Signifikan
5	AR 1	0.000	ARIMA (2,1,0)	Signifikan
	AR 2	0.000		

Penaksiran dan pengujian parameter model ARIMA melibatkan pengujian signifikansi setiap parameter. Hipotesis pengujian parameter dapat dirumuskan sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0: \beta = 0$ (parameter tidak memiliki signifikansi terhadap model)

$H_1: \beta \neq 0$ (parameter memiliki signifikansi terhadap model)

Kriteria uji:

H_0 diterima jika nilai p-value $> 0,05$

H_0 ditolak jika nilai p-value $< 0,05$ (tingkat signifikansi).

Berdasarkan Tabel 2, diketahui bahwa model ARIMA (2,1,1) dan ARIMA (1,1,1) memiliki parameter-parameter dengan nilai p-value $> 0,05$, sehingga hipotesis nol (H_0) diterima. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kedua model tersebut tidak memiliki signifikansi dalam model ARIMA. Namun, pada model ARIMA (1,1,0), ARIMA (2,1,0), dan ARIMA (0,1,1), parameter-parameter memiliki nilai p-value $< 0,05$, sehingga hipotesis nol (H_0) ditolak. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa ketiga model tersebut memiliki signifikansi dalam model ARIMA.

Berdasarkan hasil estimasi parameter dan uji signifikansi, ditemukan beberapa model ARIMA yang memiliki kemungkinan terbaik dan signifikansi, yaitu ARIMA (2,1,1), (1,1,1), (1,1,0), (0,1,1) dan (2,1,0). Kemudian, nilai Mean Squared Error (MSE) dari masing-masing model diperiksa untuk menentukan model terbaik, yang ternyata adalah model ARIMA (2,1,0). Melalui metode arima didapatkan persamaan peramalan tersebut:

$$Z_t = c - 1,0937Z_{t-1} - 0,6877Z_{t-2} + \varepsilon_t$$

Keterangan:

Z_t = Nilai yang akan prediksi pada waktu t

C = Konstanta

ε_t = Resudia pada waktu t

Berdasarkan persamaan diatas, maka akan didapatkan peramalan barang Yongli sprocket modular cs2540-04 t12s40d10cm untuk Sembilan bulan kedepan. Hasil peramalan untuk sembilan bulan ke depan dapat dilihat pada Gambar 9.

Tabel 3 Hasil dari mode arima

2023	
Bulan	Hasil
April	53,24232
Mei	53,0514
Juni	46,39292
Juli	51,75782
Agustus	50,9439
September	48,82817
Oktober	50,91969
November	50,3541
Desember	49,72559

V. KESIMPULAN

Berdasarkan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA, dapat disimpulkan bahwa perkiraan pergerakan stok suku cadang di gudang dapat diprediksi dengan sangat

akurat menggunakan data historis. Pendekatan ini dapat membantu perencanaan persediaan dan pengelolaan gudang agar berjalan lebih efektif dan efisien serta mengurangi resiko kekurangan atau kelebihan persediaan. Namun perlu diingat bahwa forecast yang dihasilkan tidak 100% akurat dan masih bergantung pada faktor selain model ARIMA, seperti fluktuasi harga pasar atau faktor lingkungan yang tidak dapat diprediksi. Oleh karena itu, pemantauan dan evaluasi secara terus menerus diperlukan untuk memastikan penghitungan persediaan selalu efisien dan efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rizal, Lukman (2020) Prediksi permintaan barang berdasarkan penjualan menggunakan Metode Arima Box-Jenkins (Studi Kasus : PT. Beststam Indonesia), Vol 4 No 2
- [2] Priyadi, D., & Mardiyah, I. (2021). Model Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Dalam Peramalan Nilai Harga Saham Penutup Indeks LQ45. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 26(1), 78-94.
- [3] Firdaus, Novia, Wijaya, Tri, Bagus (2021) Perancangan dan Implementasi data warehouse penjualan, *Northwind Sample Database*, Vol 10 No. 1
- [4] Rahmat, Amir, Khairul (2020) Perancangan data Warehouse untuk Informasi strategi studi kasus penerimaan siswa baru STIE Binaniaga Bogor, Vol 4 No.1
- [5] Devi, Eko, Nurmalitasari (2021) Rancang bangun sistem Informasi Inventory yang di lengkapi oleh peramalan stock Inventori Menggunakan Metode Arima, Vol 7 No 4
- [6] Riski, Sugito, Rita (2019) Perbandingan Metode Arima BOX-JENKINS dengan Arima Ensemble pada peramalan nilai impor Provinsi Jawa Tengah, Vol 8 No. 2
- [7] Felicia, Henry, & Andreas (2020) Penggunaan Metode ARIMA untuk Memperkirakan Permintaan Obat-obat yang Dikelompokkan (Clustered) Berdasarkan Turnover Persediaan, Vol 8 No.1
- [8] Abdul (2020) Prediksi kebutuhan suku cadang menggunakan Integrasi Clustering, Forecasting, Dan Association Rule berbasis Machine Learning (Studi Kasus PT Xyz)
- [9] Ainur, Syaijul (2019) Forecasting persediaan bahan baku kertas Menggunakan Metode Arima di YUDHARTA ADVERTISING, Vol 1 No. 2
- [10] Martantoh, Agustina (2021) Sistem pendukung keputusan prediksi jumlah stok barang

menggunakan Metode WEIGHTED MOVING AVERAGE, Vol 6 No. 2

- [11] Sandi (2020) Prediksi permintaan barang berdasarkan penjualan menggunakan Metode Arima Box-Jenkins (Studi Kasus : PT. Beststamp Indonesia), Vol 4 No. 2
- [12] Fabrianto (2020) Peramalan Tren Penjualan Retail Menggunakan Arima
- [13] Emila, Ratna (2022) Forecasting Model Number Production of Car Spare Parts at PT.Showa Katou Indonesia with Arima Method Vol 12 No. 1
- [14] Saptadi (2020) Peramalan core piston pum motor PC2000-8 dengan membandingkan pendekatan jaringan syarah tiruan dan arima untuk meminimasi biaya persediaan sparepart pengganti pada PT.XYZ
- [15] Maslim, Martinus, Ernawati, Arinanda, Komang (2020) Motorcycle parts sales Forcasting Using Arima Model, Vol 12 No. 1