

## Analisis *Time Series* Pada Inventory PLTU

M. Abdullah Ilham. A<sup>1</sup>, Said Salim Dahda<sup>2</sup>, Deny Andesta<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Gresik  
Jl. Sumatera No. 101 GKB Gresik 61121

Email: [muhammadilhamakbr@gmail.com](mailto:muhammadilhamakbr@gmail.com), [said\\_salim@umg.ac.id](mailto:said_salim@umg.ac.id), [deny\\_andesta@umg.ac.id](mailto:deny_andesta@umg.ac.id)

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan perencanaan persediaan *spare part* pada PLTU PT. XYZ melalui penerapan metode peramalan berbasis *time series* menggunakan metode ARIMA dan Croston. Permasalahan utama yang dihadapi perusahaan adalah terjadinya risiko *overstock* dan *stockout* akibat proses perencanaan persediaan yang belum optimal. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data historis permintaan *spare part* ring dan bearing selama 22 bulan, yaitu periode Januari 2024 hingga Oktober 2025. Sebelum proses pengolahan dilakukan, analisis data melalui plotting untuk mengidentifikasi karakteristik pola permintaan sehingga pemilihan metode dilakukan secara objektif berdasarkan kondisi data aktual. Metode ARIMA diterapkan pada sparepart ring karena memiliki pola data yang mendekati karakteristik stasioner maupun non-stasioner, sedangkan metode Croston digunakan pada sparepart bearing karena mempunyai pola permintaan *intermittent* atau *lumpy* dengan adanya nilai nol pada beberapa periode. Pengolahan data dilakukan menggunakan software MINITAB 22 dengan evaluasi hasil keakuratan peramalan menggunakan indikator Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Deviation (MAD), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk metode Croston, sedangkan metode ARIMA memperhatikan plot ACF dan PACF. Sementara itu, metode Croston dengan parameter alpha ( $\alpha$ ) sebesar 0,5 menghasilkan performa terbaik untuk *spare part* bearing dengan nilai MAPE sebesar 22,77% yang termasuk kategori *reasonable forecast*. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa penerapan metode *forecast* yang sesuai dengan karakteristik data mampu meningkatkan efektivitas perencanaan persediaan sparepart sehingga dapat dijadikan dasar pertimbangan perusahaan dalam pengambilan keputusan pengadaan dan pengelolaan persediaan secara lebih optimal.

**Kata kunci:** peramalan permintaan, manajemen persediaan, ARIMA, metode Croston, sparepart, *time series*

### ABSTRACT

*This study aims to optimize spare part inventory planning at PT. XYZ's (PLTU) through the application of time series-based forecasting methods using ARIMA and Croston methods. The main problem faced by the company is the risk of overstock and stockout due to a suboptimal inventory planning process. The study uses a quantitative approach by utilizing historical data on demand for ring and bearing spare parts for 22 months, namely the period from January 2024 to October 2025. Before the processing process is carried out, data analysis through plotting to identify the characteristics of demand patterns so that the method selection is carried out objectively based on actual data conditions. The ARIMA method is applied to ring spare parts because they have data patterns that approach stationary and non-stationary characteristics, while the Croston method is used for bearing spare parts because they have intermittent or lumpy demand patterns with zero values in some periods. Data processing is carried out using MINITAB 22 software with evaluation of forecast accuracy results using the Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Deviation (MAD), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) indicators for the Croston method, while the ARIMA method pays attention to the ACF and PACF plots. Meanwhile, the Croston method with an alpha ( $\alpha$ ) parameter of 0.5 produced the best performance for bearing spare parts with a MAPE value of 22.77%, which is included in the reasonable forecast category. The results of the study show that the application of a forecast method that is in accordance with data characteristics can increase the effectiveness of spare part inventory planning so that it can be used as a basis for company considerations in making procurement decisions and managing inventory more optimally.*

**Keywords:** Demand planning, inventory management, ARIMA method, Croston method, spare parts, *time series*

### Pendahuluan

PT. WYZ yang bergerak di sektor pembangkitan tenaga listrik di Jawa Timur, yang operasional PLTU PT. XYZ sangat bergantung pada ketersediaan *spare part* yang memadai guna keberlangsungan operasional

pembangkit. Ketidaktepatan dalam perencanaan persediaan dapat menimbulkan risiko *stockout* maupun *overstock* yang bisa berdampak fatal bagi perusahaan.[1] Proses Perencanaan persediaan *spare part* yang tidak optimal atau kurang baik dapat berdampak signifikan terhadap operasional perusahaan, seperti terjadinya keterlambatan perbaikan akibat kekurangan stok (*stockout*) atau pemborosan akibat kelebihan stok (*overstock*). Menurut [2] Permasalahan ini masih ditemukan di lapangan yang disebabkan oleh kurang optimal dalam proses perencanaan peramalan persediaan. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan berbasis data historis yang mampu memprediksi kebutuhan *spare part* secara lebih akurat untuk periode mendatang.

Penelitian ini menggunakan data historis permintaan *sparepart ring* dan *bearing* yang bersumber dari input sistem perusahaan oleh pekerja lapangan pada periode Januari 2024 hingga Oktober 2025 . Sebelum dilakukan pengolahan, visualisasi melalui plot data diterapkan guna menjamin pemilihan metode peramalan yang objektif dan berbasis karakteristik data, alih-alih bersifat subjektif. Pada penelitian ini memiliki karakteristik yang berbeda dengan penelitian yang lain, yang dimana penelitian ini secara khusus berfokus pada mengkombinasikan pemilihan metode berdasarkan karakteristik aktual data permintaan *spare part* pada *inventory* PLTU. Pada penelitian ini menerapkan pendekatan pemilihan kombinasi metode *forecasting* yang disesuaikan dengan karakteristik data. Metode ARIMA digunakan untuk *spare part ring* yang memiliki pola data mendekati karakteristik stasioner maupun non-stasioner, sedangkan Metode Croston digunakan untuk *spare part bearing* yang menunjukkan pola permintaan *intermittent* atau *lumpy* selain itu waktu, tempat, dan objek penelitian. Dengan pendekatan ini, model peramalan yang digunakan menjadi lebih representatif terhadap pola permintaan masing-masing *spare part* sehingga dapat meningkatkan kualitas perencanaan persediaan menjadi lebih optimal..

Penelitian ini menggunakan metode peramalan dengan memanfaatkan data historis di periode sebelumnya, khususnya ARIMA dan metode Croston karena keduanya memanfaatkan data historis permintaan. Metode ARIMA dipilih untuk *spare part ring* karena merujuk dari data dan pola data yang memiliki ciri yang mendekati karakteristik stasioner maupun non-stasioner[3]. Sementara itu,berdasar pada pola data metode Croston digunakan untuk *spare part* jenis bearing yang memiliki karakteristik permintaan *intermittent* (tidak teratur), *lumpy*, serta mengandung nilai nol di beberapa periode[4]. Serta kerap terjadi lonjakan yang secara tiba tiba (*spike*) pada beberapa periode. Berdasarkan latar belakang tersebut, karya ilmiah ini dibuat untuk menjawab permasalahan dalam penelitian ini meliputi: menentukan jumlah persediaan *sparepart* untuk periode selanjutnya dengan optimal, dan bagaimana mengoptimalkan perencanaan persediaan *spare part* dengan menggunakan kedua metode tersebut. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil peramalan kebutuhan *spare part* serta memberikan rekomendasi dalam pengoptimalan perencanaan persediaan guna meminimalkan risiko *overstock* maupun *stockout*.

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai dasar pertimbangan dan alternatif solusi dalam pengambilan keputusan terkait pengadaan dan pengelolaan persediaan. Adapun batasan penelitian mencakup penggunaan data historis selama 22 bulan (Januari 2024 hingga Oktober 2025) serta penerapan metode Time Series (ARIMA) dan Croston tanpa membandingkannya dengan metode peramalan lainnya.

## Metode Penelitian

Sebelum melaksanakan penelitian, penulis terlebih dahulu melakukan proses studi pendahuluan, studi lapangan, dan studi literatur untuk mengetahui keadaan lapangan yang akan dijadikan objek penelitian. Tahap berikutnya adalah identifikasi dan perumusan masalah. Pada tahap ini, penulis menentukan serta mengenali permasalahan yang terjadi di lapangan, sekaligus menetapkan metode yang akan diaplikasikan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut agar hasil penelitian sesuai dengan kondisi dan kebutuhan di lapangan.

Sebelum memasuki tahap pengolahan data, terlebih dahulu dilakukan proses pemungutan data. Data yang dihimpun harus sesuai dengan permasalahan dan metode yang diterapkan guna menunjang proses penyelesaian masalah. Setelah tahap pengumpulan data selesai, selanjutnya dilakukan pengolahan data untuk mendapatkan hasil yang kemudian diaplikasikan dalam proses analisis serta pengambilan keputusan yang berdasar pada data bukan berdasar pada dugaan. Di dalam penelitian ini akan menerapkan jenis penelitian kuantitatif. Penelitian kuantitatif merupakan penelitian yang memanfaatkan berupa data historis dari permintaan *spare part*, kemudian dilakukan pengolahan yang kemudian dapat menarik kesimpulan dari hasil tersebut sehingga sangat kecil peneliti bersifat subjektif karena hasil yang didapat berdasar data dan kondisi nyata[5]. Dengan dilakukannya penelitian ini, tujuan utamanya adalah mengetahui hasil perhitungan perencanaan persediaan *spare part* menggunakan Metode Time Series ARIMA dan Metode Croston untuk periode selanjutnya dan memberikan rekomendasi dalam pengoptimalan perencanaan persediaan yang sesuai untuk mencegah penumpukan *stock* dan meningkatkan keoptimalan perencanaan persediaan *spare part*. Pemilihan metode ARIMA dan metode Croston, dikarenakan metode ARIMA dapat diaplikasikan pada data permintaan *spare part ring* yang bersifat stasioner maupun non-stasioner melalui proses *differencing* sehingga dapat menghasilkan model peramalan yang lebih representative dan stabil. Sementara itu, metode Croston digunakan pada data permintaan *spare part bearing* karena pola permintaannya bersifat *intermittent* atau *lumpy*, yaitu terdapat periode tanpa permintaan yang diselingi dengan

permintaan pada periode tertentu. Metode ini dipilih karena secara khusus dirancang untuk menangani pola permintaan *intermittent*. Dengan penerapan kedua metode tersebut, perusahaan diharapkan memiliki dasar pertimbangan yang lebih objektif dalam pengambilan keputusan perencanaan persediaan *spare part*, sehingga proses perencanaan menjadi lebih optimal serta menghindari terjadinya persediaan yang berlebih maupun kekurangan.

**Metode Peramalan**

Menurut Teguh Baroto (2002:27), untuk membuat peramalan permintaan harus menggunakan suatu metode tertentu. Pada dasarnya, semua metode peramalan memiliki ide sama, yaitu menggunakan data masa lalu untuk memperkirakan atau memproyeksikan data di masa yang akan datang. Menurut Jay Heizer & Barry Render (2011:136) dalam melakukan peramalan ada beberapa yang harus dipenuhi antara lain data historis dan model dengan pendekatan yang sistematis dan tepat dengan data dan kondisi nyata.

**Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)**

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), merupakan teknik analisis deret waktu (*time series*) yang mengintegrasikan komponen *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) untuk memproyeksikan nilai masa depan berdasarkan perilaku data masa lalu. Komponen AR mengasumsikan adanya korelasi antara variabel saat ini dengan variabel pada periode sebelumnya, sementara komponen MA menitikberatkan pada pengaruh galat prediksi (*forecast error*) dari periode terdahulu. Apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata (*mean*), maka dilakukan proses *differencing* guna mencapai kestabilan data sehingga memunculkan komponen *Integrated* (I). Secara formal, model ini dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q), di mana p menunjukkan derajat AR, d merupakan tingkat *differencing*, dan q adalah derajat MA. Ketajaman metode ini dalam mengenali pola dan tren data menjadikannya instrumen peramalan yang sangat efektif dalam berbagai disiplin penelitian.[6], [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], [14],

$$Z_t = b_t + b_1Z_{t-1} + b_2Z_{t-2} + \dots + b_pZ_{t-p} + e_t - C_1e_{t-1} - C_2e_{t-2} - \dots - C_qe_{t-q} \tag{1}$$

- $Z_t$  = data time series pada waktu ke-t
- $Z_{t-p}$  = data time series pada kurun waktu ke- ( $t-p$ )
- $b_1, b_2, \dots, b_p, C_1, C_2, \dots, C_q$  = parameter model
- $e_{t-q}$  = nilai kesalahan pada kurun waktu ke- ( $t-q$ )

**Metode Croston**

Menurut Wiillemain et al., (2004) Metode *Croston* Metode *Croston* adalah metode peramalan yang memperhatikan waktu terjadinya permintaan. permintaan yang memiliki pola berselang atau permintaannya tidak selalu ada dalam setahun, dimana ada bulan tertentu yang permintaannya kosong, maka akan cocok digunakan metode *Croston*.

Metode *Croston* (1972) dan variannya secara luas diakui sebagai pendekatan standar (*baseline*) dalam literatur peramalan inventori untuk menangani pola permintaan *intermittent*. Keunggulan fundamental metode ini terletak pada mekanisme dekomposisi peramalan menjadi dua komponen terpisah, yaitu estimasi besaran permintaan (*demand size*) dan estimasi interval waktu antar-kedatangan permintaan (*inter-arrival time*)[15]. prinsip kerja Metode *Croston* adalah hanya melakukan pembaruan parameter (*update*) ketika terjadi transaksi permintaan aktual ( $y_t > 0$ ). Jika tidak terjadi permintaan ( $y_t = 0$ ), maka nilai estimasi periode sebelumnya akan dipertahankan [15], [16], [17], [18], [19], [20].

$$\begin{aligned} z_t &= \alpha X_t + (1 - \alpha)z_{t-1} \\ p_t &= \alpha q_{t-1} + (1 - \alpha)p_{t-1} \\ F_{t-1} &= z_t - p_t \end{aligned} \tag{2}$$

Keterangan :

- $X_t$  = permintaan aktual pada periode t
- $z_t$  = peramalan permintaan rata-rata pada periode t  $q_t$  = interval permintaan di periode t dengan permintaan non-zero terakhir
- $p_t$  = rata-rata interval permintaan non-zero periode t
- $\alpha$  = konstanta penghalusan ( $0 \leq \alpha \leq 1$ )
- $F_t$  = peramalan permintaan pada periode t

**Pengukuran Kesalahan Peramalan**

Menurut Nasution & Prasetyawan (2008:34) Terdapat beberapa metode yang digunakan dalam melakukan pengukuran kesalahan peramalan, yaitu MAPE, MSE, dan MAD[21]. Menurut Hyndman & Athanasopoulos (2018) dan Makridakis, dkk. (1998) [22] semakin kecil atau mendekati nilai 0 MSE dan MAD maka peramalan

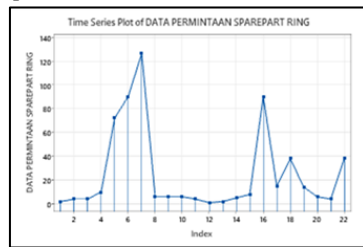


17	Mei	15	4
18	Juni	38	2
19	Jhuli	14	11
20	Agustus	6	3
21	September	4	5
22	Oktober	38	3

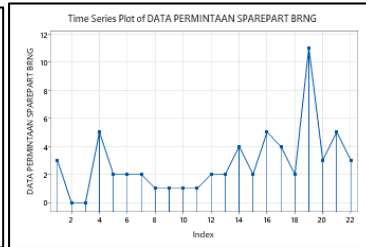
**Pengolahan data**

1. Plotting data

*Plotting data analysis* dalam meramalkan permintaan (*demand forecasting*) merupakan proses visualisasi data historis penjualan atau permintaan berupa grafik, guna memahami pola, tren, dan perilaku data sebelum menerapkan metode peramalan statistik tertentu. Langkah ini sangat krusial untuk memastikan bahwa model prediksi yang dipilih benar-benar sesuai dengan karakteristik data aktual, sekaligus berfungsi untuk mendeteksi apakah data memiliki kecenderungan tren, pola musiman yang berulang, siklus, maupun fluktuasi acak (*noise*) [23]. Dengan memahami karakteristik pola data tersebut, penulis dapat menentukan model yang paling tepat sehingga kesalahan peramalan dapat diminimalkan secara efektif dan hasil peramalan menjadi lebih optimal. Untuk menentukan model yang optimal, penulis menggunakan pengukuran akurasi *forecast* berupa Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Squared Error (MSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) pada metode Croston. Sementara itu, pada metode ARIMA, penentuan model dilakukan berdasarkan hasil uji kestasioneran serta analisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), serta signifikansi nilai *p-value* dari model ARIMA.



**Gambar 2.** Plot Data Permintaan Ring



**Gambar 3.** Plot Data Permintaan Bearing

Berdasarkan plot data permintaan tiap sparepart diatas dapat dilihat untuk pengolahan data *spare part* ring dipilih menggunakan Metode ARIMA karena memiliki ciri yang mendekati karakteristik stasioner maupun non-stasioner, sedangkan untuk spare part bearing dalam pengolahan menggunakan metode Croston karena memiliki pola permintaan yang berselang atau permintaannya tidak selalu ada dalam setahun, dimana ada bulan atau periode tertentu yang pemintaannya kosong.

2. Data yang sudah diperoleh selanjutnya akan diolah menggunakan software MINITAB 22 menggunakan Metode ARIMA dan Metode Croston. Penelitian ini menggunakan *software* MINITAB 22 dalam proses pengolahan data karena *software* MINITAB 22 menyediakan fasilitas analisis time series yang lengkap, meliputi identifikasi model ARIMA, analisis ACF dan PACF, estimasi parameter model, serta evaluasi akurasi peramalan. Selain itu, perangkat lunak ini banyak digunakan dalam penelitian statistika terapan sehingga mendukung transparansi dan reproduksibilitas hasil penelitian.

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), hasil perhitungan *spare part* ring menggunakan metode ARIMA telah dirangkum dan disajikan di bawah ini.

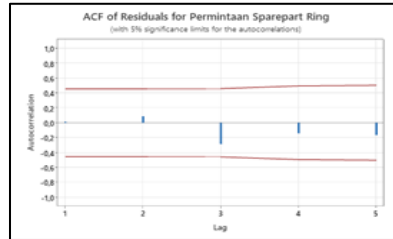
$$Z_t = b_t + b_1Z_{t-1} + b_2Z_{t-2} + \dots + b_pZ_{t-p} + e_t - C_1e_{t-1} - C_2e_{t-1} - \dots - C_qe_{t-q} \quad (3)$$

- $Z_t$  = data time series pada waktu ke-t
- $Z_{t-p}$  = data time series pada kurun waktu ke- ( $t-p$ )
- $b_1b_qC_1C_n$  = parameter model
- $e_{t-q}$  = nilai kesalahan pada kurun waktu ke- ( $t-q$ )

Pada proses pengolahan data permintaan *spare part* ring mengaplikasikan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), terdapat beberapa komponen utama yang perlu diperhatikan, yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Differencing*. Komponen MA berfungsi untuk memproyeksikan nilai pada masa mendatang berdasarkan pola data pada periode sebelumnya. Sementara itu, komponen AR mengasumsikan adanya hubungan atau korelasi antara nilai variabel saat ini dengan nilai variabel pada periode sebelumnya. Adapun proses *differencing* digunakan untuk mencapai kestabilan atau stasioneritas data. Komponen-komponen

dalam metode ARIMA dinotasikan dalam bentuk (p, d, q), dengan p menunjukkan orde AR, d menunjukkan tingkat *differencing*, dan q menunjukkan orde MA. Berdasarkan proses pengolahan data, diperoleh model ARIMA (1,1,1), yang berarti nilai  $p = 1$ ,  $d = 1$ , dan  $q = 1$ . Model tersebut kemudian dikembangkan menjadi beberapa alternatif model, yaitu (1,1,1), (0,1,1), (1,1,0), dan (1,0,1), guna memperoleh model dengan hasil yang paling optimal.

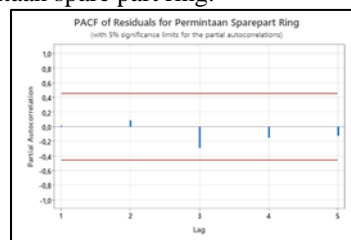
Penentuan model terbaik dilakukan dengan memperhatikan beberapa indikator, antara lain tidak adanya *lag* yang keluar dari garis *confidence interval*, plot ACF dan PACF yang telah menunjukkan kondisi stasioner, serta adanya perbaikan pola data sebelum dan sesudah proses pengolahan. Model ARIMA (1,1,1) diperoleh melalui proses identifikasi menggunakan plot ACF, plot PACF, dan proses *differencing*. Setelah dilakukan pengolahan terhadap keempat model yang diuji, model terbaik yang dipilih adalah ARIMA (1,1,1), karena memberikan residual white noise dan pola *forecasting* yang stabil, dengan parameter AR(1) yang signifikansinya mendekati optimal secara statistik. Sehingga, interpretasi model lebih didominasi oleh komponen MA(1). Berikut merupakan hasil pengolahan dari model ARIMA (1,1,1).



Gambar 4. Plot ACF Ring

Gambar plot ACF (*Autocorrelation Function*) residual dari model ARIMA pada data permintaan *spare part* ring. Plot ACF digunakan untuk mengidentifikasi apakah residual atau kesalahan prediksi model masih memiliki pola autokorelasi pada lag tertentu. Dalam metode ARIMA, residual yang baik seharusnya bersifat *white noise*, yaitu residual yang menyebar secara acak, tidak memiliki pola tertentu, dan tidak menunjukkan hubungan antar periode waktu. Mengacu pada grafik tersebut terlihat bahwa seluruh batang autokorelasi berada di dalam batas *confidence interval* 95% yang ditunjukkan oleh garis merah bagian atas dan bawah. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak terdapat autokorelasi yang signifikan pada residual model.

Nilai autokorelasi pada lag 1 sampai lag 5 terlihat kecil dan mendekati nol. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1) telah mampu menangkap pola data historis dengan baik. Secara statistik, apabila terdapat batang yang melewati garis *confidence interval* maka residual dianggap masih berkorelasi dan model belum optimal. Namun pada grafik ini tidak ditemukan lag yang keluar dari batas *confidence interval* sehingga model dikatakan layak digunakan untuk peramalan. Selain itu, pola residual yang acak juga menunjukkan bahwa proses *differencing* yang dilakukan telah berhasil menstabilkan data. Dalam teori *time series*, kestasioneran merupakan syarat terpenting supaya model ARIMA dapat bekerja secara optimal. Dengan residual yang tidak berkorelasi, maka model telah memenuhi asumsi independensi residual dan memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik. Oleh karena itu, hasil plot ACF residual ini mendukung bahwa model ARIMA (1,1,1) sudah sesuai untuk digunakan dalam analisis permintaan *spare part* ring.



Gambar 5. Plot PACF Ring

Gambar plot PACF (*Partial Autocorrelation Function*) menunjukkan residual dari model ARIMA (1,1,1). Plot PACF digunakan untuk melihat hubungan parsial antar residual pada lag tertentu setelah pengaruh lag sebelumnya dihilangkan. Analisis PACF penting dalam identifikasi model karena dapat membantu mengevaluasi apakah masih terdapat pola hubungan yang belum dijelaskan oleh model. Pada grafik terlihat bahwa seluruh batang *partial autocorrelation* berada di dalam batas *confidence interval* 95%. Tidak terdapat spike atau lonjakan signifikan pada setiap lag yang diamati. Hal tersebut menunjukkan bahwa residual model memiliki korelasi yang cukup signifikan sehingga model dapat menjelaskan pola data secara memadai. Maka dari itu, model dikatakan layak untuk dipilih karena melihat grafik PACF tidak ada lag yang keluar dari garis *confidence interval*. Dalam pendekatan ARIMA, kondisi residual seperti ini menunjukkan bahwa model telah memenuhi karakteristik residual acak atau *white noise*[24].

Nilai PACF yang relatif kecil juga memperlihatkan bahwa komponen *autoregressive* pada model sudah cukup representatif terhadap data historis. Jika terdapat lag yang menembus batas interval, maka dapat diindikasikan bahwa model masih kurang optimal dan perlu penambahan parameter AR tertentu. Namun berdasarkan grafik ini, tidak ditemukan indikasi tersebut sehingga model ARIMA (1,1,1) dapat dikatakan telah sesuai. Secara keseluruhan, hasil plot PACF residual memperkuat validitas model yang dipilih. Kombinasi hasil ACF dan PACF residual yang sama-sama berada dalam batas interval menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam menghilangkan pola autokorelasi dari data. Dengan demikian, model layak digunakan untuk proses *forecasting* permintaan *spare part* ring pada periode berikutnya.

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	0,343	0,283	1,21	0,242
MA 1	0,940	0,237	3,96	0,001
Constant	-0,17	1,05	-0,17	0,870

Differencing: 1 Regular  
Number of observations after differencing: 21

Gambar 6. Parameter P-Value

Gambar ketiga memperlihatkan hasil estimasi parameter akhir dari model ARIMA (1,1,1). Pada tabel tersebut terdapat beberapa komponen penting yaitu parameter AR(1), MA(1), dan konstanta beserta nilai koefisien, standar error, T-value, dan P-value. Hasil estimasi parameter digunakan untuk mengetahui signifikansi masing-masing komponen dalam model. Nilai koefisien AR(1) sebesar 0,343 menunjukkan terdapat pengaruh *value* periode sebelumnya terhadap periode saat ini. Akan tetapi, nilai P-value sebesar 0,242 lebih besar dari tingkat signifikansi 0,05 sehingga parameter AR(1), signifikansinya mendekati optimal secara statistik.

Sementara itu, parameter MA(1) memiliki koefisien sebesar 0,940 dengan nilai P-value sebesar 0,001. Nilai tersebut lebih kecil dari 0,05 sehingga parameter MA(1) dinyatakan signifikan secara statistik. Kondisi ini menunjukkan bahwa komponen moving average memiliki pengaruh signifikan dalam menjelaskan pola data permintaan *spare part* ring. Pada bagian konstanta diperoleh nilai koefisien -0,17 dengan P-value sebesar 0,870 yang menunjukkan bahwa konstanta kurang signifikan. Selain itu, informasi differencing sebesar 1 regular menandakan bahwa data telah dilakukan differencing satu kali untuk mencapai kestasioneran. Jumlah observasi setelah differencing sebanyak 21 data menunjukkan bahwa data yang dianalisis cukup untuk proses pemodelan. Hasil estimasi parameter menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1) lebih dominan dipengaruhi oleh komponen MA dibandingkan komponen AR. Dikarenakan parameter AR(1) signifikansinya mendekati optimal secara statistik. Maka dari itu, interpretasi model lebih didominasi oleh komponen MA(1). Model dapat digunakan atau dijadikan pertimbangan karena telah memenuhi residual dan menghasilkan performa peramalan yang baik.

Time Period	Forecast	SE Forecast	95% Limits		Actual
			Lower	Upper	
23	25,6007	37,5135	-47,9405	99,142	
24	21,1785	40,4382	-58,0963	100,453	
25	19,4895	41,1132	-61,1086	100,088	
26	18,7370	41,3911	-62,4059	99,880	

Gambar 7. Hasil Forecast

Gambar hasil *forecasting* atau peramalan menunjukkan permintaan *spare part* ring menggunakan model ARIMA (1,1,1) untuk empat periode mendatang ( November 2025 – Januari 2026 ). Tabel *forecasting* menampilkan nilai *forecast*, standar error (SE Forecast), serta batas bawah dan batas atas confidence interval 95%.

Berdasarkan hasil peramalan, nilai *forecast* pada periode 23 sebesar 25,6007 dan mengalami penurunan secara bertahap hingga periode 26 menjadi sekitar 18,7370. Penurunan nilai *forecast* menunjukkan adanya kecenderungan permintaan yang relatif menurun pada periode mendatang. Pada *confidence interval* 95%, terlihat bahwa batas bawah bernilai negatif sedangkan batas atas berada di kisaran sekitar 99 hingga 100. Rentang interval yang cukup lebar menunjukkan adanya variasi atau fluktuasi data historis yang dapat dijadikan pertimbangan sebelum mengambil keputusan. Hasil *forecasting* ini memberikan gambaran bahwa permintaan *spare part* ring pada periode berikutnya diprediksi cenderung stabil dengan kecenderungan sedikit menurun. Informasi ini dapat digunakan perusahaan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengelolaan persediaan dan perencanaan kebutuhan *spare part*.



Gambar 8. Plot Froecast

Gambar Plot Froecast menunjukkan plot *time series* data permintaan *spare part* ring beserta hasil *forecasting* menggunakan model ARIMA (1,1,1). Grafik ini memperlihatkan data aktual historis, hasil prediksi, dan *confidence interval* 95% untuk periode mendatang. Pada data historis terlihat adanya fluktuasi permintaan yang cukup signifikan. Terdapat beberapa lonjakan permintaan tinggi pada periode tertentu, khususnya sekitar periode ke-7 dan periode ke-16. Setelah mengalami lonjakan, permintaan kembali turun ke tingkat yang lebih rendah. Pola tersebut menunjukkan bahwa data memiliki variabilitas yang cukup tinggi sehingga memerlukan metode *forecasting* yang bisa menangkap pola perubahan data secara baik.

Hasil *forecasting* yang ditunjukkan oleh garis merah memperlihatkan bahwa permintaan pada periode mendatang cenderung berada pada kisaran yang relatif stabil di sekitar angka 20 hingga 30. Selain itu, *confidence interval* bagian atas dan bawah terlihat semakin melebar seiring bertambahnya periode *forecasting*. Kondisi ini menunjukkan bahwa tingkat ketidakpastian prediksi meningkat pada periode yang lebih jauh. Dari sisi analisis statistik, model ARIMA (1,1,1) mampu mengikuti pola utama data historis dan menghasilkan prediksi yang realistis. Walaupun data historis menunjukkan fluktuasi tinggi, model masih dapat memberikan estimasi rata-rata permintaan pada periode mendatang. Hal ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam menangkap pola jangka pendek dari data permintaan *spare part* ring. Secara keseluruhan, grafik *time series* dan *forecasting* ini memperlihatkan bahwa model ARIMA (1,1,1) mampu digunakan sebagai model *forecast* permintaan *spare part* ring. Hasil peramalan ini dapat dimanfaatkan perusahaan sebagai dasar pertimbangan dalam pengambilan keputusan terkait perencanaan persediaan *spare part* dan pengadaan suku cadang (*sparepart*) secara optimal. Dengan estimasi kebutuhan yang terukur, perusahaan dapat mengambil keputusan operasional yang tepat guna sehingga meminimalkan terjadinya *stockout* dan *overstock* yang berpotensi menghambat oprasional perusahaan. Hasil dari perhitungan *spare part* bearing menggunakan Metode Croston telah dirangkum dan disajikan di bawah ini.

Berdasarkan hasil pengamatan plot data atau pola data yang sebelumnya sudah dilakukan, diperoleh hasil bahwasanya data permintaan *spare part* bearing tersebut bersifat *lumpy* atau *intermitten* sehingga diputuskan untuk melakukan pengolahan data *spare part* bearing menggunakan Metode Croston yang dimana metode tersebut diperuntukkan untuk data yang bersifat *lumpy* atau *intermitten* [25], [26]

$$z_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)z_{t-1}$$

$$p_t = \alpha q_{t-1} + (1 - \alpha)p_{t-1}$$

$$F_{t-1} = z_t - p_t \quad (4)$$

Keterangan :

$X_t$  = permintaan aktual pada periode t

$z_t$  = peramalan permintaan rata-rata pada periode t  $q_t$  = interval permintaan di periode t dengan permintaan non-zero terakhir

$p_t$  = rata-rata interval permintaan non-zero periode t

$\alpha$  = konstanta penghalusan ( $0 \leq \alpha \leq 1$ )

$F_t$  = peramalan permintaan pada periode t

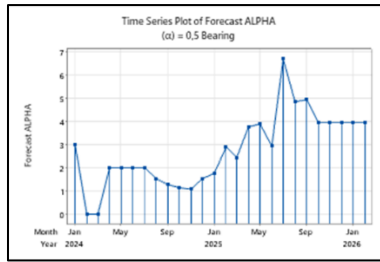
Proses pengolahan data permintaan *spare part* bearing dilakukan pengujian dengan menggunakan beberapa nilai Alpha ( $\alpha$ ), yaitu Alpha (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), dan (0,5) yang diharapkan mendapatkan nilai *forecasting* yang optimal, memperoleh hasil *forecast* yang sudah melewati berbagai hasil uji, hasil yang didapat tidak berdasar pada subjektivitas penulis, dan dapat memperoleh solusi yang optimal. Karena data yang bersifat *lumpy* atau *intermiten* dan *spare part* yang permintaanya tidak setiap periode ada maka dari itu *forecast* permintaan *spare part* bearing ini dilakukan *forecast* empat periode kedepan (November 2025 – Februari 2026). untuk hasil *forecast* sebagai berikut:

Hasil *forecast* pengolahan menggunakan Alpha ( $\alpha$ ), yaitu (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), dan (0,5) hasilnya sebagai berikut:

**Tabel 2. Hasil Forecast Metode Croston**

Periode	Hasil Forecast Alpha ( $\alpha$ ) 0,1	Hasil Forecast Alpha ( $\alpha$ ) 0,2	Hasil Forecast Alpha ( $\alpha$ ) 0,3	Hasil Forecast Alpha ( $\alpha$ ) 0,4	Hasil Forecast Alpha ( $\alpha$ ) 0,5
Nov-25	3,50	4,04	4,21	4,20	3,95
Dec-25	3,50	4,04	4,21	4,20	3,95
Jan-26	3,50	4,04	4,21	4,20	3,95
Feb-26	3,50	4,04	4,21	4,20	3,95

Dibawah ini merupakan plot data bearing setelah dilakukan forecast dengan Alpha ( $\alpha$ ) = 0,5 pada periode November 2025 – Februari 2026 (periode ke-23 – perode ke-26).



**Gambar 9.** Plot Data Bearing Setelah Forecast ( $\alpha$ ) = 0,5

Hasil dari perhitungan nilai MAD, MSE, dan MAPE dari setiap Alpha sbegai berikut:

**Tabel 3.** Hasil Pengukuran kesalahan Permintaan

	Alpha ( $\alpha$ ) 0,1	Alpha ( $\alpha$ ) 0,2	Alpha( $\alpha$ ) 0,3	Alpha( $\alpha$ ) 0,4	Alpha( $\alpha$ ) 0,5
MSE	3,79	3,00	2,41	1,86	1,67
MAD	1,15	1,04	0,93	0,78	0,72
MAPE	45,95	37,77	32,02	27,41	22,77

Mengacu pada tabel hasil pengolahan di atas, diperoleh hasil peramalan yang optimal untuk perencanaan persediaan sparepart bearing menggunakan metode Croston dengan nilai parameter alpha ( $\alpha$ ) sebesar 0,5. Pemilihan nilai Alpha ( $\alpha$ ) 0,5 menjadi yang terbaik karena didasarkan pada hasil pengujian dari beberapa nilai alpha ( $\alpha$ ) yang lain. Dapat dilihat dari penilaian akurasi peramalan yang menunjukkan ilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 1,67 menunjukkan bahwa kemungkinan terjadinya penyimpangan hasil peramalan yang terlalu jauh pada setiap periode relatif kecil. Selanjutnya, nilai Mean Absolute Deviation (MAD) sebesar 0,72 mengindikasikan bahwa rata-rata kesalahan peramalan terhadap permintaan aktual tergolong rendah. Sementara itu, nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 22,77% menunjukkan tingkat kesalahan peramalan yang masih dalam kategori cukup, sehingga model ini masih dapat digunakan sebagai dasar dalam perencanaan persediaan. Menurut [27], yang dimana nilai tersebut berdasarkan tabel akurasi peramalan yang dikembangkan oleh Lewis (1982) sebagai hasil yang Reasonable Forecast.

## Simpulan

Mengacu dari hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode peramalan berbasis data historis, khususnya pendekatan time series menggunakan Metode ARIMA dan Metode Croston, memberikan kontribusi dalam mengoptimalkan perencanaan persediaan sparepart di lingkungan PLTU PT. XYZ. Tahap awal penelitian dilakukan melalui plotting data untuk mengidentifikasi karakteristik pola permintaan setiap jenis *spare part* secara objektif. Hasil analisis menunjukkan bahwa data permintaan sparepart ring memiliki pola yang mendekati karakteristik stasioner dan non-stasioner sehingga sesuai untuk diolah menggunakan metode ARIMA. Sementara itu, data permintaan *spare part* bearing menunjukkan pola *intermittent* atau *lumpy* dengan adanya nilai nol pada beberapa periode, sehingga metode Croston dipilih sebagai metode yang paling sesuai [28]. Berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan software MINITAB 22, diperoleh bahwa model ARIMA terbaik untuk *spare part* ring adalah ARIMA (1,1,1). Model tersebut dinilai layak digunakan karena residual model telah memenuhi karakteristik white noise, ditunjukkan melalui plot ACF dan PACF yang seluruh nilainya berada di dalam batas *confidence interval*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode ARIMA mampu memberikan tingkat akurasi yang sangat tepat dalam memprediksi kebutuhan sparepart ring untuk periode mendatang. Pada pengolahan data *spare part* bearing menggunakan metode Croston, dilakukan pengujian terhadap beberapa parameter alpha ( $\alpha$ ), yaitu 0,1 hingga 0,5. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan indikator MSE, MAD, dan MAPE, diperoleh bahwa parameter alpha ( $\alpha$ ) sebesar 0,5 memberikan hasil peramalan terbaik dengan nilai MSE sebesar 1,67, MAD sebesar 0,72, dan MAPE sebesar 22,77%. Nilai tersebut termasuk dalam kategori *reasonable forecast* sehingga metode Croston dinilai bisa digunakan untuk pertimbangan dalam menangani pola permintaan sparepart bearing yang bersifat *intermittent*.

Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa pemilihan metode peramalan yang disesuaikan dengan karakteristik data permintaan mampu meningkatkan keoptimalan dan keobjektifan dalam perencanaan persediaan *spare part*. Penerapan metode ARIMA dan Croston mampu menghasilkan *forecast* yang tepat dan optimal sehingga dapat memberikan alternatif solusi bagi perusahaan dalam menentukan jumlah perencanaan persediaan secara lebih tepat dan terukur. Dengan pendekatan berbasis data ini, perusahaan dapat mengoptimalkan perencanaan persediaan *spare part* ring dan bearing serta meminimalkan risiko terjadinya *overstock* maupun *stockout* yang ada pada gudang pembangkit listrik. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar alternatif solusi dan pertimbangan strategis bagi manajemen dalam memperkuat sistem perencanaan persediaan

di masa mendatang dengan optimal. Kendati demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan karena objek analisis baru mencakup dua jenis suku cadang, rentang data terbatas pada periode Januari 2024 hingga Oktober 2025. Oleh karena itu, hasil penelitian ini diharapkan menjadi landasan awal yang dapat dikembangkan pada penelitian mendatang dengan cakupan kategori dan metode yang lebih luas. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan periode data yang lebih panjang agar pola permintaan jangka panjang dapat diidentifikasi secara lebih akurat. Selain itu, penelitian berikutnya dapat memperluas objek penelitian pada berbagai jenis *spare part* kritis lainnya serta membandingkan performa metode ARIMA dan Croston dengan metode *forecasting* yang lain.

## Daftar Pustaka

- [1] *Penjadwalan Dan Penentuan Stock Inventory Spare* , Vol. 7, Pp. 88-93, 2023.
- [2] S. M. R. A. W. & A. V. A. Farizi, *Penerapan Sistem Eoq Dalam Pengadaan Barang Untuk Perencanaan Persediaan: Studi Kasus Di Pt. Pomi*, Pp. 90-96, 2025.
- [3] S. T. Qurniawan N, *Peramalan Permintaan Dengan Menerapkan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Pada Industri Beton*, Pp. 1024-1032, 2025.
- [4] B. & H. L. Pradita, *Penentuan Pola Permintaan Lumpy Dan Erratic Berdasarkan Peramalan Permintaan Sparepart Produksi Di Pt Petrokimia*, Vol. 8, Pp. 778-791, 2025.
- [5] U. A. D. Candra Susanto P, *Konsep Penelitian Kuantitatif: Populasi, Sampel, Dan Analisis Data (Sebuah Tinjauan Pustaka)*.
- [6] M. P. Fahrilah Annasiyah, *Peramalan Konsumsi Energi Listrik Untuk Sektor* , Pp. 2337-3520, 2023.
- [7] P. A. Nurlela W, *Analisis Metode Moving Average, Exponential Smoothing, Dan Arima Dalam Peramalan Permintaan Untuk Pengendalian Stok Floor Rear (Studi Kasus : Pt. Sai)*, Pp. 1066-1075, 2025.
- [8] F. F. Pangaribuan J, *Prediksi Penjualan Bisnis Rumah Properti Dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)*, Pp. 154-161, 2023.
- [9] R. D. Fauzani S, *Penerapan Metode Arima Dalam Peramalan Harga Produksi Karet Di Provinsi Riau*, Pp. 269-277, 2023.
- [10] K. V. M. A. Alviana K, *Peramalan Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing Dan Arima Untuk Pengendalian Persediaan Barang Pada Perusahaan Pengumpul Limbah*, 2025.
- [11] P. F. B. A. Rosadi S, *Penerapan Model Arima-Box Jenkins Dalam Peramalan Permintaan Produk Abon*, P. 29, 2024.
- [12] H. S. Sutomo A, *Comparison Of Arima, Linear Trend And Single Exponential Smoothing For Short-Term Forecasting Of Power Plant Spare Parts Inventory*, 2021.
- [13] Z. S. R. A. A. Wardah S, *Peramalan Produksi Crude Palm Oil Dengan Menggunakan Metode Moving Average Dan Arima*, Pp. 275-284, 2025.
- [14] A. S. S, *Implementasi Metode Arima (Autoregressive Moving Average) Untuk Prediksi Penjualan Mobil*, Pp. 102-109, 2023.
- [15] A. A. S. V. I. Homepage J, *Malcom: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science Multivariate Support Vector Regression For Intermittent Spare Parts Demand Forecasting In The Railway Industry Multivariat Support Vector Regression Untuk Peramalan Permintaan Suku Cadang*, Pp. 810-820, 2026.
- [16] I. & W. E. Amallynda, *Strategi Peramalan Dan Pengendalian Persediaan Suku Cadang Di Industri Pengolahan Dan Importir Kayu Lapis. Go-Integratif: Jurnal Teknik Sistem Dan Industri, 5(01)*, Pp. 67-83, 2024.
- [17] S. H. T. Salasabilah Z, *Optimizing Service Valve Material Inventory Control: An Analysis Using ABC Approach, Croston Forecasting, And Economic Order Quantity In A Distribution Company*, Pp. 178-190, 2025.
- [18] T. B. W. E. Caesar K, *Forecasting Consumable Part For Aircraft Maintenance Using Time Series Method*, Pp. 2829-7334, 2025.
- [19] R. S, *Machine Learning Approaches For Aftermarket Demand Forecasting: Tackling Intermittent Time*, 2023.
- [20] D. S. & K. D. E. Sfiris, *A New Approach To Forecast Intermittent Demand And Stock-Keeping-Unit Level Optimization For Spare Parts Management. Applied Sciences, 15(22), 12030.*, 2025.
- [21] *Perbandingan Keakuratan Metode Autoregressive* , Pp. 2303-0755, 2015.
- [22] A. W. Garini F, *Application Of GARCH Forecasting Method In Predicting The Number Of Rail Passengers (Thousands Of People) In Jabodetabek Region*, Pp. 198-223, 2022.

- [23] N. Rizka A, *Pemodelan Time Series Harga Lump Karet Di Provinsi Jambi Menggunakan ARIMA* , Pp. 1-9, 2026.
- [24] U. Hasanah, *Analisis Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Box-Jenkins Pada Penderita Diabetes (Doctoral Dissertation, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim).*, 2022.
- [25] W. E. Amallynda I, *Strategi Peramalan Dan Pengendalian Persediaan Suku Cadang Di Industri Pengolahan Dan Importir Kayu Lapis*, Pp. 67-83, 2024.
- [26] S. A. Syarofina Wiriyanti S, *Inventory Optimization Strategy For Distribution Materials To Improve Low Voltage Customer Connection Efficiency*, Vol. 2, 2025.
- [27] N. A. Siregar I, *The Comparison Of Long Short-Term Memory And Bidirectional Long Short-Term Memory For Forecasting Coal Price*, Pp. 245-258, 2025.
- [28] H. N. P. N. T. T. D. K. Niroopan Paranthaman, *Evaluating Intermittent Demand Forecasting Techniques For Spare Part Supply Chains*, Pp. 136-141, 2025.