

PEMODELAN ARMA UNTUK PERAMALAN PENJUALAN BOLPOIN PADA CV. CHAVA GRUP CABANG KEFAMENANU

Fanda Apriani Kolloh^{1*}, Eva Binsasi², Cecilia Novianti Salsinha³, Ebenhaier Liunokas⁴

^{1*,2,4} program Studi Matematika, Universitas Timor, ³ program Studi Pendidikan Matematika, Universitas Timor
Email: fandakolloh24@gmail.com¹, evabinsasi08@gmail.com², ceciliasalsinha@unimor.ac.id³,
ebenhaier@unimor.ac.id⁴

ABSTRACT

Effective inventory management requires accurate demand forecasting, particularly for office stationery suppliers. CV. Chava Grup Branch Kefamenanu is one of the companies that experiences fluctuations in ballpoint pen demand over time. This study aims to apply the Autoregressive Moving Average (ARMA) model to forecast ballpoint pen sales as a basis for inventory planning. The data used consist of daily ballpoint pen sales from June 2022 to May 2023, totaling 288 observations. The analysis was conducted using a time series approach with the assistance of R software. The stationarity test results indicate that the data are stationary, allowing them to be modeled using the ARMA method. Based on the Akaike Information Criterion (AIC) and residual diagnostic tests, the best model obtained is ARMA(3,3). This model is then used to forecast ballpoint pen sales for the next 30 days. The forecasting results show that ballpoint pen sales tend to fluctuate on certain days without a clear trend pattern. These findings are expected to provide useful insights for the company in planning ballpoint pen inventory more optimally and based on data-driven analysis.

Keyword: ARMA, time series, forecasting

ABSTRAK

Pengelolaan persediaan yang efektif memerlukan peramalan permintaan yang akurat, khususnya pada perusahaan pemasok alat tulis kantor. CV. Chava Grup Cabang Kefamenanu merupakan salah satu perusahaan yang menghadapi fluktuasi permintaan bolpoin dari waktu ke waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model Autoregressive Moving Average (ARMA) dalam meramalkan penjualan bolpoin sebagai dasar perencanaan persediaan. Data yang digunakan adalah data penjualan bolpoin harian selama periode Juni 2022 hingga Mei 2023 sebanyak 288 observasi. Analisis dilakukan menggunakan pendekatan deret waktu dengan bantuan perangkat lunak R. Hasil uji stasioneritas menunjukkan bahwa data bersifat stasioner sehingga dapat dimodelkan menggunakan ARMA. Berdasarkan kriteria Akaike Information Criterion (AIC) dan uji diagnostik residual, model terbaik yang diperoleh adalah ARMA(3,3). Model tersebut digunakan untuk melakukan peramalan penjualan bolpoin selama 30 hari ke depan. Hasil peramalan menunjukkan bahwa penjualan bolpoin cenderung berfluktuasi pada periode tertentu tanpa pola tren yang jelas. Temuan ini diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan bagi perusahaan dalam merencanakan persediaan bolpoin secara lebih optimal dan berbasis data.

Kata Kunci: ARMA, deret waktu, peramalan

PENDAHULUAN

Manajemen persediaan merupakan salah satu aspek penting dalam kegiatan operasional perusahaan, khususnya pada perusahaan yang bergerak di bidang distribusi dan penjualan alat tulis kantor. Pengelolaan persediaan yang tidak optimal dapat menyebabkan terjadinya kelebihan stok (*overstock*) atau kekurangan stok (*stockout*), yang pada akhirnya berdampak pada meningkatnya biaya operasional dan menurunnya tingkat pelayanan kepada konsumen. Oleh karena itu, diperlukan perencanaan persediaan yang baik agar ketersediaan produk dapat disesuaikan dengan pola permintaan.

CV. Chava Grup Cabang Kefamenanu merupakan perusahaan yang bergerak sebagai pemasok alat tulis kantor, antara lain kertas HVS, buku, bolpoin, dan amplop. Salah satu produk dengan tingkat permintaan yang relatif tinggi dan berfluktuasi adalah bolpoin. Permintaan bolpoin yang tidak selalu konstan dari

waktu ke waktu menuntut perusahaan untuk memiliki sistem peramalan yang akurat guna menjaga kestabilan persediaan dan menghindari kerugian akibat kesalahan pengadaan.

Peramalan (forecasting) adalah suatu metode untuk memperkirakan nilai di masa mendatang berdasarkan data historis dengan menggunakan pendekatan kuantitatif maupun kualitatif, (Khusnul Wildan & Subchan Asy'ari, 2023). Dalam konteks pengendalian persediaan, peramalan berperan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan terkait jumlah pemesanan dan waktu pengadaan barang. Penggunaan metode peramalan yang tepat diharapkan mampu meminimalkan kesalahan peramalan sehingga keputusan yang diambil menjadi lebih efektif dan efisien.

Salah satu metode peramalan deret waktu yang banyak digunakan adalah Autoregressive Moving Average (ARMA), (Melyani et al., 2021). Model ARMA mengombinasikan komponen autoregressive (AR) dan moving average (MA), sehingga mampu menangkap ketergantungan data saat ini terhadap data masa lalu dan kesalahan peramalan sebelumnya, (Andila, 2025). Model ini sesuai digunakan pada data deret waktu yang bersifat stasioner dan tidak mengandung pola musiman yang kuat.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model ARMA dalam meramalkan persediaan bolpoin pada CV. Chava Grup Cabang Kefamenanu. Hasil peramalan yang diperoleh diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan bagi perusahaan dalam merencanakan pengadaan persediaan bolpoin secara lebih optimal dan berbasis data.

METODE

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan analisis deret waktu (*time series*). Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari CV. Chava Grup Cabang Kefamenanu, berupa data historis penjualan bolpoin harian selama periode Juni 2022 hingga Mei 2023 sebanyak 288 observasi. Data dikumpulkan melalui metode dokumentasi berupa catatan penjualan harian, sedangkan wawancara dilakukan sebagai metode pendukung untuk mengonfirmasi jam operasional dan aktivitas penjualan perusahaan.

Analisis data dilakukan menggunakan metode Autoregressive Moving Average (ARMA) dengan bantuan perangkat lunak R. Tahapan analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut (Liunokas et al., 2024).

1. Pengumpulan dan Tabulasi Data

Data historis penjualan bolpoin ditabulasi dalam bentuk deret waktu untuk mengidentifikasi pola data, kecenderungan (trend), dan fluktuasi penjualan dari waktu ke waktu. Tahap ini bertujuan untuk memperoleh gambaran awal karakteristik data yang akan dianalisis.

2. Uji Stasioneritas

Model ARMA mensyaratkan data bersifat stasioner, yaitu memiliki nilai rata-rata dan variansi yang konstan terhadap waktu. Uji stasioneritas dilakukan menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF). Hipotesis pengujian adalah sebagai berikut:

H_0 : data tidak stasioner

H_1 : data stasioner

Data dinyatakan stasioner apabila nilai $p - value < \alpha$ ($\alpha = 0,05$). Jika data belum stasioner, maka dilakukan transformasi atau diferensiasi hingga diperoleh data yang stasioner.

3. Model Autoregressive (AR)

Model Autoregressive orde p atau $AR(p)$ menyatakan bahwa nilai pengamatan saat ini dipengaruhi oleh nilai pengamatan sebelumnya. Secara matematis, model $AR(p)$ dituliskan sebagai:

$$X_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

dengan X_t , μ , ϕ_i dan ε_t secara berturut-turut menyatakan nilai pengamatan pada waktu ke- t , konstanta, parameter autoregressive, dan error yang berdistribusi *white noise*.

4. Model Moving Average (MA)

Model Moving Average orde q atau $MA(q)$ menyatakan bahwa nilai pengamatan saat ini dipengaruhi oleh kesalahan peramalan pada periode sebelumnya. Model $MA(q)$ dirumuskan sebagai:

$$X_t = \mu + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

dengan θ_j dan ε_{t-j} secara berturut-turut menyatakan parameter moving average dan error pada periode sebelumnya.

5. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model ARMA merupakan gabungan dari model AR dan MA. Model $ARMA(p,q)$ secara umum dituliskan sebagai:

$$X_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

dengan semua notasi memiliki makna yang sama seperti pada model AR dan MA. Model ini digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang stasioner dan tidak memiliki pola musiman yang kuat.

6. Identifikasi Model

Identifikasi orde model ARMA dilakukan dengan menganalisis grafik Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Menurut Bowerman & O'connell (1979), ciri-ciri model time series dapat dilihat dari bentuk atau pola plot ACF dan PAC, yaitu pola PACF digunakan untuk menentukan orde AR (p) dan pola ACF digunakan untuk menentukan orde MA (q), (Salsabila & Oktaviarina, 2024).

7. Estimasi Parameter

Estimasi parameter model ARMA dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Model terbaik dipilih berdasarkan kriteria statistik, seperti nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil serta signifikansi parameter, yaitu $p - value < \alpha$.

8. Uji Diagnostik Model

Model ARMA yang terpilih diuji kelayakannya melalui uji diagnostik residual. Residual diuji untuk memastikan bersifat *white noise* menggunakan uji Ljung-Box dan analisis ACF residual. Model dinyatakan layak apabila residual tidak menunjukkan autokorelasi yang signifikan.

9. Peramalan

Model ARMA terbaik digunakan untuk melakukan peramalan penjualan bolpoin pada periode mendatang. Hasil peramalan diharapkan dapat menjadi dasar dalam perencanaan persediaan bolpoin di CV. Chava Grup Cabang Kefamenanu.

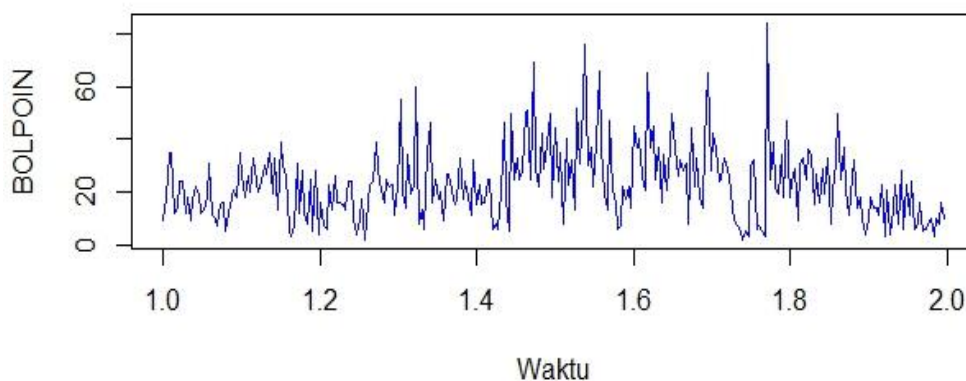
HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penjualan bolpoin harian yang diperoleh dari CV. Chava Grup Cabang Kefamenanu selama periode Juni 2022 hingga Mei 2023, dengan jumlah observasi sebanyak 288 data. Data tersebut terdiri atas informasi tanggal penjualan dan jumlah bolpoin terjual setiap hari. Data ini digunakan sebagai dasar dalam pemodelan dan peramalan persediaan bolpoin pada periode mendatang.

2. Plot Data

Tahap awal analisis dilakukan dengan memvisualisasikan data penjualan bolpoin dalam bentuk grafik deret waktu. Plot data bertujuan untuk memberikan gambaran awal mengenai pola fluktuasi, kecenderungan, serta kestabilan varians data dari waktu ke waktu.



Gambar 1. Plot data penjualan bolpoin

Berdasarkan plot data, terlihat bahwa penjualan bolpoin mengalami fluktuasi dari hari ke hari tanpa menunjukkan pola tren atau musiman yang jelas. Plot ini digunakan sebagai analisis pendahuluan, sedangkan penentuan sifat stasioner data dilakukan secara formal melalui uji stasioneritas.

3. Uji Stasioneritas

Uji stasioner data dilakukan menggunakan *Augmented Dicky-Fuller*. Uji ADF bertujuan untuk mengetahui apakah data memiliki unit *roots* atau tidak. Untuk mengetahui data sudah stasioner atau belum dapat dilakukan dengan membandingkan uji ADF dengan *critical value*. Jika nilai uji ADF lebih kecil dari *critical value* atau memiliki probabilitas lebih kecil dari alpha maka data tersebut sudah tidak memiliki unit roots dengan kata lain sudah stasioner.

```
> adf.test(BOLPOINTS)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: BOLPOINTS
Dickey-Fuller = -3.5679, Lag order = 6, p-value = 0.0366
alternative hypothesis: stationary
```

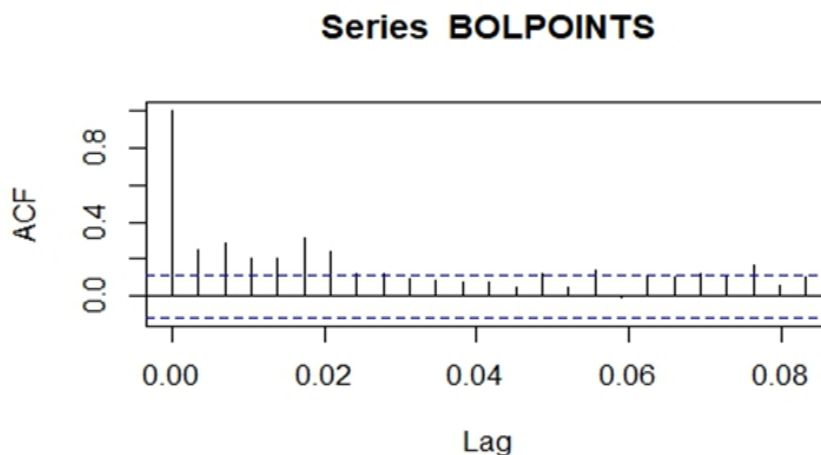
Gambar 2. Hasil Uji ADF

Hasil uji ADF menunjukkan nilai p -value sebesar 0,0366, yang lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Dengan demikian, hipotesis nol ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa data penjualan bolpoin bersifat stasioner dan memenuhi syarat untuk dimodelkan menggunakan ARMA tanpa proses diferensiasi.

4. Identifikasi Model

Selanjutnya tahap pendugaan parameter melalui identifikasi plot grafik ACF dan PACF

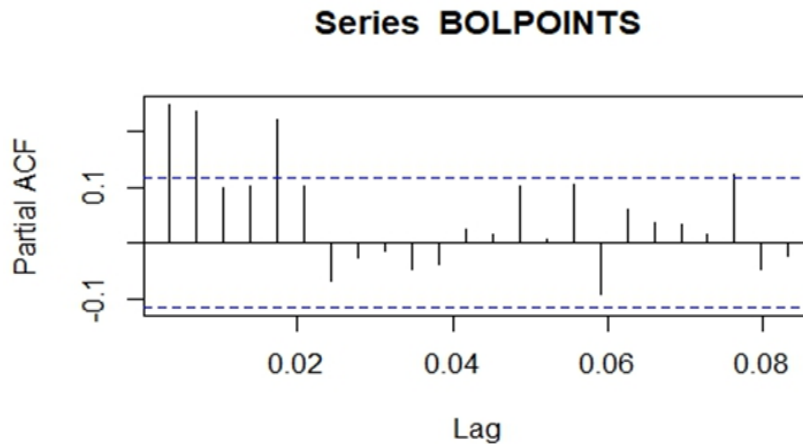
a. Plot ACF



Gambar 3. Plot ACF

Plot ACF mengalami *cut off* pada lag 7 dan meluruh menuju nol untuk nilai *lag* lainnya. Berdasarkan pola ACF diperoleh model MA(1), MA(2), MA(3), MA(4), MA(5), MA(6), MA(7) sebagai kandidat model untuk tahap estimasi parameter.

b. Plot PACF



Gambar 4. Plot PACF

Plot PACF menunjukkan adanya beberapa spike signifikan pada lag awal. Berdasarkan pola ACF diperoleh model AR(1), AR(2), AR(3), AR(4) sebagai kandidat model untuk tahap estimasi parameter.

Karena data telah stasioner, nilai orde diferensiasi (d) ditetapkan sebesar 0. Model ARMA(1,1), ARMA(1,2), ARMA(1,3), ARMA(1,4), ARMA(1,5), ARMA(1,6), ARMA(1,7), ARMA(2,1), ARMA(2,2), ARMA(2,3), ARMA(2,4), ARMA(2,5), ARMA(2,6), ARMA(2,7), ARMA(3,1), ARMA(3,2), ARMA(3,3), ARMA(3,4), ARMA(3,5), ARMA(3,6), ARMA(3,7), ARMA(4,1), ARMA(4,2), ARMA(4,3), ARMA(4,4), ARMA(4,5), ARMA(4,6), ARMA(4,7) diidentifikasi sebagai kandidat model untuk tahap estimasi parameter.

5. Estimasi Parameter

Berdasarkan hasil identifikasi model yang telah diperoleh maka dilakukan estimasi parameter untuk masing-masing model. Hal ini dilakukan untuk menentukan nilai AR dan MA dari masing-masing model ARMA hasil identifikasi.

Setelah estimasi koefisien dari model yang telah diperoleh maka dilakukan uji signifikan dari masing-masing model dengan hipotesis adalah:

H_0 : Model ARMA tidak signifikan

H_1 : Model ARMA signifikan.

Kriteria pengambilan keputusan adalah menolak H_0 apabila nilai $p\text{-value} < 0,05$. Berdasarkan hasil estimasi dan uji signifikansi, model-model yang parameter-parameternya signifikan antara lain AR(1), AR(2), MA(1), MA(2), ARMA(1,1), ARMA(2,2), ARMA(3,3), dan ARMA(4,4).

6. Cek Diagnostik Dan Model Terbaik

Cek diagnostik dilakukan untuk membuktikan bahwa model sementara telah memenuhi syarat sehingga dapat ditentukan suatu model terbaik. Model dikatakan memadai jika asumsi dari residual white noise dan normalitas terpenuhi. Hasil uji *white noise* dan uji normalitas dirangkum pada table berikut:

Tabel 1. Hasil uji *white noise* dan uji normalitas

Model	Uji <i>White Noise</i>	Uji Normalitas	Nilai AIC
AR (1)	Tidak Memenuhi	Tidak Memenuhi	2320.49
AR (2)	Tidak Memenuhi	Tidak Memenuhi	2306.1
MA (1)	Tidak Memenuhi	Tidak Memenuhi	2326.41
MA(2)	Tidak Memenuhi	Memenuhi	2312.41
ARMA (1,1)	Memenuhi	Memenuhi	2293.99
ARMA (2,2)	Memenuhi	Memenuhi	2295.68
ARMA (3,3)	Memenuhi	Memenuhi	2283.15
ARMA (3,4)	Memenuhi	Tidak Signifikan	2291.17
ARMA (4,4)	Memenuhi	Memenuhi	2284.54

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa terdapat 4 model yang memenuhi uji *white noise* dan uji normalitas. Model ARMA (3,3) dipilih sebagai model terbaik dikarenakan model tersebut memiliki nilai AIC terkecil dari model lainnya yaitu 2283.15.

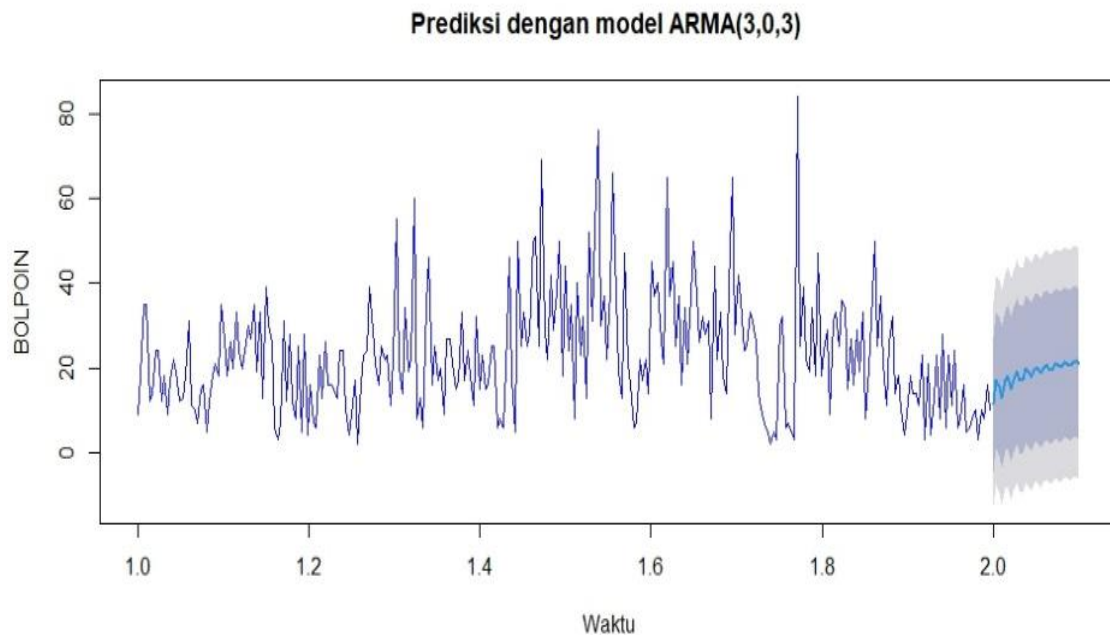
7. Peramalan

Model ARMA(3,3) merupakan model terbaik yang telah terpilih untuk dilakukan peramalan persediaan bolpoin selama 30 hari kedepan. Hasil peramalannya dapat dilihat pada table berikut:

Tabel 2. Hasil peramalan

Hari	Hasil Peramalan	Hari	Hasil Peramalan
1	11	16	19
2	16	17	19
3	15	18	21
4	12	19	20
5	16	20	20
6	17	21	21
7	14	22	21
8	16	23	20
9	19	24	20
10	17	25	21
11	17	26	21
12	19	27	20
13	18	28	21
14	19	29	21
15	20	30	20

Adapun plot hasil prediksi data adalah sebagai berikut :



Gambar 5. Grafik Hasil Peramalan

Berdasarkan Gambar 4.60 dan Gambar 4.61 dapat dilihat bahwa hasil peramalan persediaan bolpoin mengalami kenaikan dihari kedua, mengalami penurunan dihari ketiga kemudian mengalami ketidakstabilan dihari-hari berikutnya atau dengan kata lain penjualan akan mengalami kenaikan dan penurunan di hari-hari tertentu.

8. Pembahasan

Data penjualan harian bolpoin selama 1 tahun terakhir di analisa menggunakan metode *time series* dengan bantuan *software* R dapat dikatakan bahwa hasil analisa menunjukan data yang stasioner karena mean dan varian konstan selama waktu tertentu, model stasioner yaitu $AR(p)$ yang menunjukan seberapa besar pengaruh nilai data di masa lalu terhadap nilai data saat ini, $MA(q)$ yang menunjukan seberapa besar *error* di masa lalu terhadap nilai data saat ini dan ARMA yang merupakan gabungan antara $AR(p)$ dan $MA(q)$ untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih stabil dan akurat daripada model AR atau MA saja. Model stasioner tersebut di gunakan untuk melakukan peramalan penjualan bolpoin, model ARMA yang optimal berdasarkan nilai AIC terkecil adalah model ARMA(3,3). Hasil peramalan menunjukan bahwa penjualan mengalami ketidakstabilan sehingga pada hari tertentu penjualan menurun dan pada hari tertentu mengalami kenaikan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Dari ke-8 model tersebut dipilih model ARMA(3,3) yang terbaik karena model ARMA(3,3) memenuhi uji white noise dan uji normalitas yang memiliki nilai AIC terkecil yaitu 2283.15. Dengan persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = 0,3234Y_{t-1} + -0,2850Y_{t-2} + 0,7959Y_{t-3} + Y_t + 0,1658\varepsilon_{t-1} + 05163\varepsilon_{t-2} + -0,7833\varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t$$

Model ARMA (3,3) digunakan untuk melakukan peramalan, hasil analisa peramalan yaitu penjualan akan mengalami kenaikan dan penurunan dihari-hari tertentu. Dari hasil kesimpulan penelitian ini

maka dapat disarankan beberapa rekomendasi kedepan yaitu bagi mahasiswa, Penelitian selanjutnya diharapkan menggunakan lebih banyak data untuk peramalan persediaan bolpoin sehingga pola data lebih akurat dan penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan membandingkan beberapa model dalam *time series* dengan studi kasus alat tulis kantor (ATK) lainnya yang berbeda, bagi Perusahaan, hasil penelitian ini menjadi bahan evaluasi kedepan perusahaan lebih meningkatkan penjualan bolpoin dan bagi program studi, kedepan lebih perdalam praktikum menggunakan softwer R.

REFERENCES

- Andila, P. A. A. A. (2025). Penerapan Model Arma (Autoregressive Moving Average) Dalam Meramalkan Harga Cabai Di Kota Bukittinggi. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.6148>
- Khusnul Wildan, & Subchan Asy'ari. (2023). Penentuan Metode Peramalan (Forecasting) Pada Permintaan Penjualan Di Cv. Lia Tirta Jaya Prigen. *Jurnal Cakrawala Ilmiah*, 2(11), 4077–4088. <https://doi.org/10.53625/jcijurnalcakrawalailmiah.v2i11.6107>
- Liunokas, E., Kobesi, K. I., & Salsinha, C. N. (2024). Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA. *Journal of Mathematics Theory and Applications*, 2(2), 43–52. <https://doi.org/10.32938/j-math.v2i2.7699>
- Melyani, C. A., Nurtsabita, A., Shafa, G. Z., & Widodo, E. (2021). Peramalan Inflasi Di Indonesia Menggunakan Metode Autoregressive Moving Average (Arma). *Journal of Mathematics Education and Science*, 4(2), 67–74. <https://doi.org/10.32665/james.v4i2.231>
- Salsabila, N., & Oktaviarina, A. (2024). Peramalan PDRB PERAMALAN PDRB DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN MODEL ARIMAX DENGAN VARIABEL EKSOGEN EKSPOR-IMPOR. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(1), 208–218. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v12n1.p208-218>