

PREDIKSI PENDAPATAN PADA MITRA TOKO PARFUME TRENDS MENGUNAKAN METODE VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (VARIMA)

Hira Nur Afifah^{1*}, Wina Witanti², Fatan Kasyidi³

¹ Program Studi Informatika, Fakultas Sains & Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani, Indonesia.

Email: hiranurafifah06@gmail.com

² Program Studi Informatika, Fakultas Sains & Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani, Indonesia.

Email: witanti@gmail.com

³ Program Studi Informatika, Fakultas Sains & Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani, Indonesia.

Email: fatan.kasyidi@lecture.unjani.ac.id

Informasi Artikel:

Dikirim: 2024-06-24; Diterima: 2024-07-04; Diterbitkan: 2024-07-15

Doi : <http://dx.doi.org/10.31602/tji.v15i3.15352>

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pendapatan pada mitra Toko Parfume Trends menggunakan metode Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA). Metode VARIMA dipilih karena kemampuannya dalam menganalisis dan meramalkan data deret waktu multivariat, serta menangkap berbagai pola dalam data, termasuk tren musiman dan hubungan antar variabel. Data yang digunakan adalah data sekunder dari Toko Parfume Trends, mencakup periode Januari 2021 hingga Juni 2024. Analisis kestasioneran data dilakukan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), dan model dievaluasi berdasarkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model VARIMA efektif dalam memprediksi pendapatan dengan nilai MAPE sebesar 0.3997. Temuan ini diharapkan dapat membantu mitra Toko Parfume Trends dalam merancang strategi bisnis yang lebih efektif dan mengoptimalkan pengelolaan risiko serta peluang pasar.

Kata Kunci: Prediksi, Pendapatan, VARIMA, timeseries, parfume



This is an open-access article under a Creative Commons Attribution 4.0 International (CC-BY 4.0) License. Copyright © 2023 by author.

Pendahuluan

Pendapatan adalah arus kas masuk yang dihasilkan dari aktivitas normal perusahaan selama periode tertentu. Sumber pendapatan dapat berupa penjualan barang atau jasa, pemberian layanan, dan kegiatan pencarian laba lainnya yang merupakan operasi utama dan berkelanjutan selama periode tersebut. Fluktuasi pendapatan dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor. Faktor eksternal seperti kondisi ekonomi makro, perubahan permintaan pasar, persaingan bisnis, dan faktor sosial atau politik dapat memengaruhi pendapatan (Ayudhiah et al., 2020) Dengan menganalisis hubungan antarvariabel dan pola perubahan dari waktu ke waktu, VARIMA membantu memahami dan memprediksi perilaku pendapatan di masa mendatang. Dengan teknik

ini, perusahaan atau lembaga dapat mengembangkan strategi yang lebih efektif untuk mengelola pendapatan dan merencanakan kegiatan bisnis dengan lebih baik (Hafsari et al., 2023).

Penelitian sebelumnya yang menggunakan metode VARIMA dilakukan untuk memprediksi curah hujan, menghasilkan perkiraan curah hujan, suhu, kelembaban, dan kecepatan angin yang mendekati nilai sebenarnya dengan nilai MAPE rendah (Ridwan & Sari, 2021).

Penelitian lainnya dengan mengaplikasikan model VARIMA (Vector Autoregressive Integrated Moving Average) untuk meramalkan konsentrasi polutan udara PM2.5, NO2, dan O3 di Kabupaten Gresik. Data yang digunakan meliputi periode November 2023 hingga Februari 2024. Penelitian ini membagi data menjadi data training (80%) dan data testing (20%) (Hadijati & Fitriyani, 2020). Setelah melalui berbagai tahap analisis seperti uji stasioneritas dan estimasi parameter, model terbaik dipilih berdasarkan nilai RMSE dan MAD yang terkecil. Hasil peramalan menunjukkan bahwa model VARIMA efektif dalam meramalkan polusi udara dengan tingkat kesalahan relatif rendah, yang mendukung keandalan model ini dalam analisis data lingkungan (Djuana Putri & Oktaviarina, 2024).

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, penelitian ini melakukan prediksi pendapatan mitra Toko Parfume Trends menggunakan metode Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA). Hasil penelitian ini tidak hanya memberikan prediksi pendapatan masa depan yang lebih akurat, tetapi juga membantu mitra Toko Parfume Trends dalam merancang strategi bisnis yang lebih efektif, mengelola risiko, dan memanfaatkan peluang pasar secara optimal.

Metode

1. Metode VARIMA

Metode VARIMA (*Vector Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah model statistik yang digunakan untuk menganalisis dan meramalkan data deret waktu multivariat. Model ini mengintegrasikan elemen dari model autoregressive (AR), integrated (I), dan moving average (MA) untuk menangkap berbagai pola dalam data, termasuk tren, musiman, dan hubungan antar variabel (Lusia & Ambarwati, 2018).

1.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari mitra Toko Parfume, mencakup data harian pendapatan dan modal per hari. Data penelitian ini diambil dari periode Januari 2021 hingga Juni 2024 untuk menentukan model yang sesuai (*in sample*), sedangkan data dari Juli hingga Desember 2024 digunakan untuk validasi hasil ramalan (*out sample*). Berikut adalah dataset hasil pengambilan data pendapatan dan modal toko parfum. Dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1 Dataset

No.	Tanggal	pendapatan	modal
1	1/1/2021	Rp. 585.000	Rp. 351.000
2	2/1/2021	Rp. 630.000	Rp. 378.000
...	...		
1276	19/6/24	Rp. 525.000	Rp. 315.000
1277	20/6/24	Rp. 588.000	Rp.315.000

1.2. Stasioneritas

Untuk memastikan analisis *time series* yang akurat dan dapat diandalkan, penting untuk memeriksa kestasioneran data. Data yang stasioner memiliki mean, varians, dan kovarians yang konstan sepanjang waktu. Kestasioneran data diuji menggunakan Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), yang merupakan metode standar untuk mendeteksi adanya unit root dalam deret waktu. Hipotesis nol (H0) dari uji ini menyatakan bahwa data memiliki unit root (tidak stasioner).

1.3. Estimasi Parameter

Model VARIMA (*Vector Autoregressive Integrated Moving Average*), parameter yang perlu diestimasi mencakup koefisien autoregressive (VAR), differencing (I), dan Maximum Likelihood Estimation (MLE) atau metode Least Squares.

1.4. Diagnostik Checking

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan akurat dan andal.

1.5. Evaluasi Model

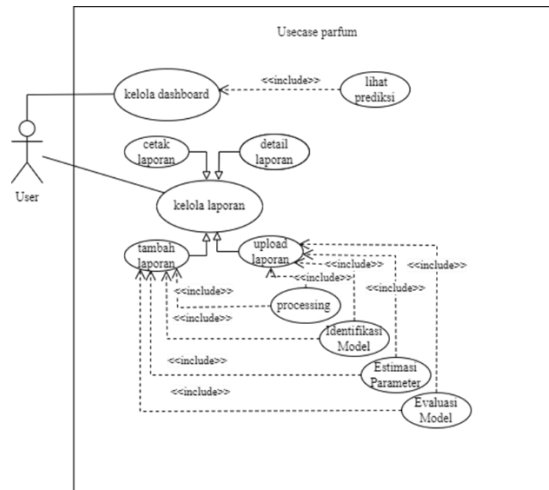
Evaluasi model menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut dari prediksi model. Proses evaluasi terdiri dari dua tahap: pertama, evaluasi in-sample dilakukan dengan menggunakan data dari Januari 2021 hingga Juni 2024 untuk melatih model dan menghitung MAPE pada periode tersebut. Kedua, evaluasi out-sample dilakukan dengan menggunakan data dari July 2024 hingga Desember 2024 untuk menguji model pada data baru dan menghitung MAPE untuk periode ini.

Hasil

2. Perancangan Sistem

Perancangan perangkat lunak dimulai dengan melakukan analisis terhadap sistem analisis yang akan dijelaskan secara mendetail melalui analisis kebutuhan fungsional (Muhidin, 2017) Sistem ini dibangun dengan menggunakan pendekatan perangkat lunak berorientasi objek, yang mencakup diagram Use Case.

2.1. Use Case Diagram



Gambar 1 Use Case Diagram

Gambar 1 menjelaskan tentang diagram usecase parfum menunjukkan berbagai usecase yang memungkinkan pengguna untuk mengelola informasi tentang parfum. Usecase-usecase ini saling terkait satu sama lain dan memungkinkan pengguna untuk melakukan berbagai aktivitas, seperti mengelola dashboard, mengelola laporan, mengidentifikasi model parfum, memproses data, dan melihat detail laporan.

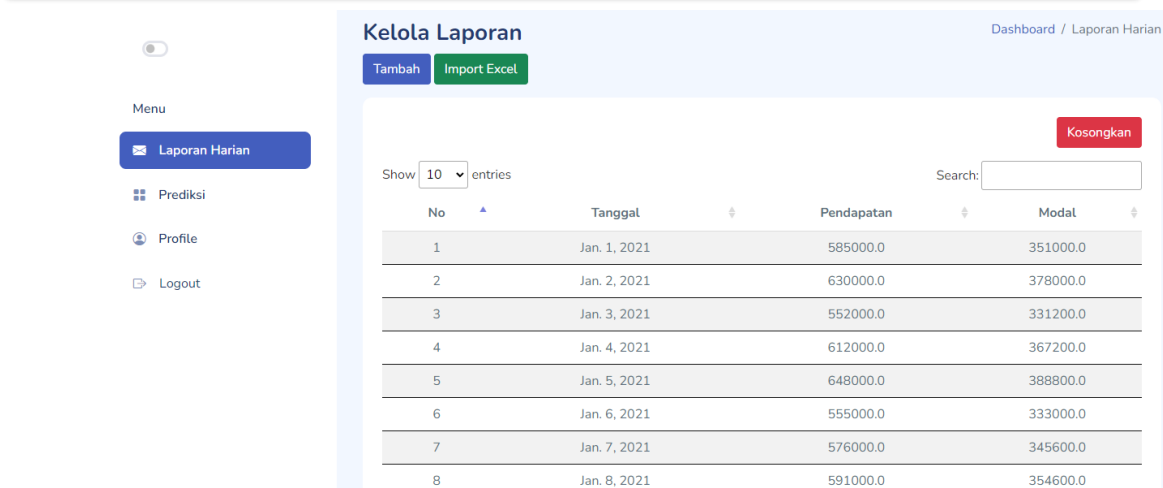
Pembahasan

1. Implementasi dan Pengujian

1.1. Implementasi

Implementasi adalah proses pelaksanaan atau penerapan suatu rencana, ide, model, atau desain ke dalam tindakan nyata untuk mencapai tujuan tertentu.

- Halaman Hasil Prediksi



1.2. Pengujian VARIMA

1.2.1. Stasioneritas

Untuk memastikan analisis time series yang akurat dan dapat diandalkan, penting untuk memeriksa kestasioneran data. Data yang stasioner memiliki mean, varians, dan kovarians yang konstan sepanjang waktu. Kestasioneran data diuji menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test, yang merupakan metode standar untuk mendeteksi adanya unit root dalam sebuah seri waktu. Hipotesis nol (H0) dari tes ini adalah bahwa data memiliki unit root (tidak stasioner). Berikut Langkah-Langkah Pengujian ADF :

1. Hitung Rata-rata dan Varians

Pendapatan Rata-rata (\bar{Y}):

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t$$

$$\text{Varians} = \frac{1}{(n-1)} \sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2$$

Modal Rata-rata (\bar{Y}^-):

$$\bar{Y}^- = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t^-$$

$$\text{Varians} = \frac{1}{(n-1)} \sum_{t=1}^n (Y_t^- - \bar{Y}^-)^2$$

2. Uji Stasioneritas (ADF Test)

Persiapan Data

a. Hitung differencing (jika diperlukan):

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

b. Buat regresi ΔY_t terhadap Y_{t-1} :

$$Y_t = \alpha + \beta Y_{t-1} + \epsilon_t$$

Hitung Statistik ADF

$$ADF = \frac{\beta}{SE(\beta)}$$

Tabel 2 hasil Uji Dickey-Fuller Augmented (ADF)

Deskripsi	Pendapatan	Modal
Rata-rata	375,178.54	225,107.13
Varians	17,106,150,000	6,158,213,000

Statistik ADF	-17.1084	-17.1084
P-value	7.3948e-30	7.3948e-30
Nilai Kritis (1%)	-3.4355	-3.4355
Nilai Kritis (5%)	-2.8638	-2.8638
Nilai Kritis (10%)	-2.5680	-2.5680

Berdasarkan analisis data yang dilakukan terhadap 1277 observasi dari variabel Pendapatan dan Modal, dapat disimpulkan bahwa kedua variabel tersebut bersifat stasioner. Proses pengujian dimulai dengan perhitungan rata-rata dan varians untuk masing-masing variabel. Pendapatan memiliki rata-rata sebesar 375,178.54 dan varians sebesar 17,106,150,000, sementara Modal memiliki rata-rata sebesar 225,107.13 dan varians sebesar 6,158,213,000.

Untuk menguji kestasioneran, dilakukan Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Hasil uji menunjukkan bahwa nilai statistik ADF untuk kedua variabel adalah -17.1084 dengan p-value yang sangat kecil, yaitu 7.3948e-30. Nilai ini jauh lebih kecil dibandingkan dengan nilai kritis pada tingkat signifikansi 1%, 5%, dan 10%, yang masing-masing adalah -3.4355, -2.8638, dan -2.5680.

Dengan demikian, hipotesis nol yang menyatakan bahwa data memiliki unit root (tidak stasioner) dapat ditolak dengan tingkat kepercayaan tinggi. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data Pendapatan dan Modal sudah stasioner dan tidak memerlukan differencing lebih lanjut. Hasil ini memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis time series ini akurat dan andal untuk digunakan dalam model prediktif atau analisis lanjutan lainnya.

1.2.2. Identifikasi Model

Identifikasi model dimulai dengan memahami data melalui visualisasi dan uji stasioneritas. Data yang tidak stasioner dapat menyebabkan model yang tidak akurat, sehingga diperlukan differencing untuk membuat data menjadi stasioner. MACF dan MPACF digunakan untuk menentukan orde model VARIMA dengan melihat titik cutoff di plot. MACF dihitung menggunakan langkah-langkah berikut:

1. Hitung rata-rata dari setiap variabel:
 - Rata-rata Pendapatan (X): $\bar{X} = 599979.98$
 - Rata-rata Modal (Y): $\bar{Y} = 359987.98$
2. Hitung standar deviasi dari setiap variabel:
 - Standar deviasi Pendapatan (X): $\sigma_X \approx 49942.69$
 - Standar deviasi Modal (Y): $\sigma_Y \approx 29965.61$
3. Hitung kovariansi silang yang disesuaikan dengan rata-rata untuk setiap lag k:

$$\gamma_{XY}(k) = \left(\frac{1}{1095 - k}\right) \times \sum (X_i - \bar{X}) \times (Y_{i+k} - \bar{Y})$$

4. Normalisasi kovariansi untuk mendapatkan MACF:

$$\rho_{XY}(k) = \frac{\gamma_{XY}(k)}{(\sigma_X \times \sigma_Y)}$$

Tabel 3 Hasil perhtiungan MACF lag 0 sampai lag 10

Lag	Pendapatan-Pendapatan	Pendapatan-Modal	Modal-Pendapatan	Modal-Modal
0	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
1	-0.0219	-0.0219	-0.0219	-0.0219
2	0.0082	0.0082	0.0082	0.0082
3	0.0407	0.0407	0.0407	0.0407
4	-0.0481	-0.0481	-0.0481	-0.0481
5	-0.0150	-0.0150	-0.0150	-0.0150

6	-0.0119	-0.0119	-0.0119	-0.0119
7	0.0847	0.0847	0.0847	0.0847
8	0.0277	0.0277	0.0277	0.0277
9	0.0273	0.0273	0.0273	0.0273
10	0.0108	0.0108	0.0108	0.0108

MPACF dihitung dengan mengisolasi efek dari setiap lag menggunakan residual regresi. Langkah-langkah untuk menghitung MPACF untuk setiap lag k:

1. Hitung residual dari regresi untuk lag 1:

$$e_1 = Y_{t+1} - (\beta_0 + (\beta_1 \times X_t))$$
 Untuk lag berikutnya, gunakan residual dari regresi lag sebelumnya:

$$e_2 = Y_{t+2} - (\beta_0 + (\beta_1 \times X_{t+1}))$$

2. Hitung MPACF menggunakan residual:

$$MPACF(k) = \left(\frac{1}{(1277 - k)} \right) \times \sum (X_i - \bar{X}) \times (e_{i+k} - \bar{e})$$

Tabel 4 Hasil perhitungan MPACF lag 0 sampai lag 10

Lag	Pendapatan-Pendapatan	Pendapatan-Modal	Modal-Pendapatan	Modal-Modal
0	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
1	-0.0219	-0.0219	-0.0219	-0.0219
2	0.0082	0.0082	0.0082	0.0082
3	0.0407	0.0407	0.0407	0.0407
4	-0.0481	-0.0481	-0.0481	-0.0481
5	-0.0150	-0.0150	-0.0150	-0.0150
6	-0.0119	-0.0119	-0.0119	-0.0119
7	0.0847	0.0847	0.0847	0.0847
8	0.0277	0.0277	0.0277	0.0277
9	0.0273	0.0273	0.0273	0.0273
10	0.0108	0.0108	0.0108	0.0108

1.2.3. Estimasi Parameter

Untuk menyajikan hasil estimasi parameter dan uji signifikansi dalam bentuk tabel, saya akan menyusun tabel dengan kolom untuk Variabel, Parameter, Estimasi Parameter, *t* t-hitung, dan Probabilitas (p-value), serta Keterangan mengenai signifikansi parameter. Berikut adalah contoh tabel tersebut berdasarkan data yang hipotetis dari model VARIMA(1,0,0) untuk 'Pendapatan' dan 'Modal' :

Langkah-langkah untuk menghitung parameter regresi linier sederhana:

1. Menghitung rata-rata dari setiap variabel:
 - Rata-rata Pendapatan (\bar{X}):

$$\bar{X} = \frac{1}{1277} \sum (X_t) \approx 375178.54$$
 - Rata-rata Modal (\bar{Y}):

$$\bar{Y} = \frac{1}{1277} \sum (Y_t) \approx 225107.13$$
2. Menghitung standar deviasi dari setiap variabel:
 - Standar deviasi Pendapatan (σ_X):

$$\sigma_x = \sqrt{\left(\frac{1}{1276} \sum (X_i - \bar{X})^2\right)} \approx 130758.74$$

- Standar deviasi Modal (σ_y):

$$\sigma_y = \sqrt{\left(\frac{1}{1276} \sum (Y_i - \bar{Y})^2\right)} \approx 79820.13$$

3. Menghitung koefisien regresi (β_1):

$$\beta_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2}$$

4. Menghitung intersep (β_0):

$$\beta^0 = \bar{Y} - \beta^1 x \bar{X}$$

Tabel 5 Hasil Estimasi Parameter Regresi

Variabel	Parameter	Estimasi Parameter	t-hitung	p-value	Keterangan
Pendapatan	β_0	10.38	0.0010	0.9990	Tidak Signifikan
Modal	β_1	0.5996	19.2336	<0.0001	Signifikan

Berdasarkan hasil perhitungan estimasi parameter regresi linier sederhana untuk variabel Pendapatan dan Modal menggunakan data terbaru dengan 1277 observasi, ditemukan bahwa intersep β_0 sebesar 10.38 tidak signifikan secara statistik (p-value 0.9990). Di sisi lain, koefisien regresi β_1 sebesar 0.5996 sangat signifikan (p-value < 0.0001), menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang kuat dan signifikan antara Pendapatan dan Modal. Ini berarti bahwa peningkatan dalam Pendapatan cenderung diikuti oleh peningkatan dalam Modal, dan model regresi ini dapat digunakan dengan tingkat kepercayaan tinggi untuk memprediksi Modal berdasarkan Pendapatan.

1.2.4. Diagnostic Checking

1. Plot Residuals:

Residuals untuk Pendapatan dan Modal menunjukkan distribusi acak di sekitar nol, yang mengindikasikan bahwa residuals mungkin bersifat white noise.

2. Uji Ljung-Box:

Uji Ljung-Box dilakukan untuk memeriksa adanya autokorelasi dalam residuals. Hasil uji menunjukkan nilai statistik dan p-value berikut:

$$Ib_{stat} : 30.569482$$

$$Ib_{value} : 0.000691$$

Nilai p-value yang sangat kecil (< 0.05) menunjukkan adanya autokorelasi yang signifikan pada residuals, sehingga model masih memerlukan penyempurnaan lebih lanjut untuk mencapai residuals yang bersifat white noise.

Tabel 6 Hasil Diagnostic Checking

Diagnostic Test	Test Statistic	p-value	Conclusion
Ljung-Box	30.569482	0.000691	Significant autocorrelation

Meskipun plot residuals menunjukkan distribusi acak di sekitar nol, hasil uji Ljung-Box menunjukkan bahwa masih ada autokorelasi yang signifikan. Ini menunjukkan bahwa model VAR mungkin memerlukan penyempurnaan lebih lanjut.

1.2.5. Evaluasi Model

MAPE digunakan untuk mengukur akurasi model prediktif dengan menghitung kesalahan persentase absolut rata-rata antara nilai aktual dan nilai prediksi. Rumus MAPE adalah:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1n} \left| \frac{Y_t - Y_t'}{Y_t} \right|$$

Tabel 7 Hasil MAPE

Nilai MAPE	0.3997
------------	--------

Nilai MAPE sebesar 0.3997 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah dan dapat dianggap cukup baik dalam memprediksi Pendapatan dan Modal.

1.2.6. Hasil Prediksi

Pengujian prediksi pendapatan dan modal untuk periode 31 hari ke depan, mulai dari tanggal 1 juli 2024 hingga 31 juli 2024, dilakukan untuk menguji efektivitas model. Berikut adalah hasil prediksi yang diperoleh:

Tabel 4. 1 Hasil Prediksi

No	Tanggal	Pendapatan	Modal
1	Jul 1, 2024	Rp. 344.694	Rp. 206.375
2	Jul 2, 2024	Rp. 344.338	Rp. 206.230
3	Jul 3, 2024	Rp. 343.982	Rp. 206.086
4	Jul 4, 2024	Rp. 343.626	Rp. 205.941
5	Jul 5, 2024	Rp. 343.270	Rp. 205.797
6	Jul 6, 2024	Rp. 342.914	Rp. 205.652
7	Jul 7, 2024	Rp. 342.559	Rp. 205.508
8	Jul 8, 2024	Rp. 342.203	Rp. 205.363
9	Jul 9, 2024	Rp. 341.847	Rp. 205.219
10	Jul 10, 2024	Rp. 341.491	Rp. 205.074
11	Jul 11, 2024	Rp. 341.135	Rp. 204.930
12	Jul 12, 2024	Rp. 340.779	Rp. 204.785
13	Jul 13, 2024	Rp. 340.423	Rp. 204.641
14	Jul 14, 2024	Rp. 340.068	Rp. 204.496
15	Jul 15, 2024	Rp. 339.712	Rp. 204.352
16	Jul 16, 2024	Rp. 339.356	Rp. 204.207
17	Jul 17, 2024	Rp. 339.000	Rp. 204.062
18	Jul 18, 2024	Rp. 338.644	Rp. 203.918
19	Jul 19, 2024	Rp. 338.288	Rp. 203.773
20	Jul 20, 2024	Rp. 337.932	Rp. 203.629
21	Jul 21, 2024	Rp. 337.576	Rp. 203.484
22	Jul 22, 2024	Rp. 337.221	Rp. 203.340
23	Jul 23, 2024	Rp. 336.865	Rp. 203.195
24	Jul 24, 2024	Rp. 336.509	Rp. 203.051
25	Jul 25, 2024	Rp. 336.153	Rp. 202.906
26	Jul 26, 2024	Rp. 335.797	Rp. 202.762
27	Jul 27, 2024	Rp. 335.441	Rp. 202.617
28	Jul 28, 2024	Rp. 335.085	Rp. 202.473
29	Jul 29, 2024	Rp. 334.729	Rp. 202.328
30	Jul 30, 2024	Rp. 334.374	Rp. 202.184
31	Jul 31, 2024	Rp. 334.018	Rp. 202.039

Tabel di atas menyajikan prediksi pendapatan dan modal harian selama periode 1 Juli 2024 hingga 31 Juli 2024. Hasil prediksi menunjukkan bahwa nilai pendapatan cenderung stabil di sekitar angka Rp. 334.000 – Rp. 344.000, sementara prediksi modal juga menunjukkan kestabilan dengan fluktuasi ringan di sekitar Rp. 202.000 – Rp. 206.000. Pengujian ini memberikan bukti tentang keakuratan dan kehandalan model VARIMA dalam memprediksi parameter finansial yang kritika.

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan metode VARIMA untuk memprediksi pendapatan mitra Toko Parfume Trends. Berdasarkan analisis data dari Januari 2021 hingga Juni 2024, model VARIMA menunjukkan performa yang baik dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0.3997. Hasil ini menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan oleh model VARIMA cukup akurat. Dengan demikian, model ini dapat diandalkan untuk membantu mitra Toko Parfume Trends dalam merancang strategi bisnis yang lebih efektif, mengelola risiko, dan memanfaatkan peluang pasar secara optimal. Keberhasilan penerapan model VARIMA ini juga menunjukkan potensinya untuk diaplikasikan pada bidang lain yang memerlukan prediksi data deret waktu multivariat.

Referensi

- Ayudhiah, M. P., Bahri, S., & Fitriyani, N. (2020). Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Mataram Menggunakan Vector Autoregressive Integrated Moving Average. *Eigen Mathematics Journal*, 1–8. <https://doi.org/10.29303/Emj.V3i1.61>
- Djuana Putri, I., & Oktaviarina, A. (2024). Penerapan Vector Autoregressive Integrated Moving Average (Varima) Pada Prediksi Indeks Standar Pencemaran Udara Di Kabupaten Gresik. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 12.
- Hadijati, M., & Fitriyani, N. (2020). Penerapan Model Vector Autoregressive Integrate Moving Average Dalam Peramalan Laju Inflasi Dan Suku Bunga Di Indonesia. *Eigen Mathematics Journal*, 03. <https://doi.org/10.29303/Emj.V>
- Hafsari, R., Aribe, E., & Maulana, N. (2023). *Perancangan Sistem Informasi Manajemen Inventori Dan Penjualan Pada Perusahaan Pt. Inhutani V*. 10(2).
- Lusia, D. A., & Ambarwati, A. (2018). *Perbandingan Peramalan Univariat Dan Multivariat Arima Pada Indeks Harga Saham Gabungan* (Vol. 6, Issue 2). [Http://finance.yahoo.com/q/hp?s=%5jks](http://finance.yahoo.com/q/hp?s=%5jks)
- Muhidin, A. (2017). Perancangan Sistem Informasi Produk Hasil Repair Pada Pt. Jvc Kenwood Elektronik Indonesia. *Jurnal Teknologi Pelita Bangsa*, 8(2).
- Nugroho, A. A.-Z. (2022). Pemodelan Multivariate Time Series Dengan Vector Autoregressive Integrated Moving Average (Varima). *Jurnal Riset Statistika*, 93–102. <https://doi.org/10.29313/Jrs.V2i2.1150>
- Parlika, R., Ardhian Nisaa', T., Ningrum, S. M., & Haque, B. A. (2020). Literature Study Of The Lack And Excess Of Testing The Black Box. *Teknomatika*, 10(02), 1–5.
- Pedo Baluk, A., & Yasin, H. (2020). *Peramalan Tinggi Gelombang Laut Dengan Metode Vector Autoregressive-Radial Basis Function Network (Var-Rbfn)* (Vol. 13, Issue 1). [Www.unipasby.ac.id](http://www.unipasby.ac.id)
- Ridwan, M., & Sari, K. M. (2021). Penerapan Iot Dalam Sistem Otomatisasi Kontrol Suhu, Kelembaban, Dan Tingkat Keasaman Hidroponik Application Of Iot For Automated Controlling System Of Temperature, Humidity, And Acidity In Hydroponics. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*, 10(4), 481–487. <https://doi.org/10.23960/Jtep-L.V10.I4.481-487>