

FORECASTING INTEREST IN USING GOPAY E-WALLET

Devita Rizqi Maulida^{1*}, Umi Mahmudah²

^{1,2}Sains Data, UIN K.H. Abdurrahman Wahid Pekalongan, Indonesia

*Penulis korespondensi: devitarmlda@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan minat penggunaan layanan dompet digital GoPay dengan menggunakan pendekatan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Data yang dianalisis berupa jumlah transaksi harian selama periode 24 jam pada tanggal 7 Juli 2025, yang dijadikan sebagai dasar untuk mengobservasi pola dan karakteristik waktu. Tahapan analisis dimulai dengan pengujian stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), yang menunjukkan bahwa data bersifat non-stasioner pada level awal, namun menjadi stasioner setelah diferensiasi orde pertama. Selanjutnya, identifikasi orde model dilakukan melalui pengamatan pola pada Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF), yang mengindikasikan pemilihan model ARIMA (2,1,2) sebagai kandidat terbaik. Parameter model kemudian diestimasi menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE), yang menghasilkan koefisien signifikan pada tingkat kepercayaan 95%. Evaluasi model dilakukan dengan mengkaji residual melalui uji Ljung-Box, yang menunjukkan bahwa residual bersifat acak dan tidak menunjukkan autokorelasi, sehingga mengindikasikan bahwa model yang digunakan valid dan layak untuk peramalan. Hasil peramalan selama periode tiga bulan ke depan memperlihatkan tren penggunaan GoPay yang cenderung stabil dan konsisten, tanpa adanya fluktuasi ekstrem yang signifikan. Meskipun model ARIMA cukup efektif untuk jangka pendek, studi ini merekomendasikan pengembangan model lanjutan berbasis multivariat time series (misalnya VAR atau ARIMAX) yang melibatkan faktor-faktor eksternal seperti promosi, hari libur, atau perilaku konsumen guna meningkatkan akurasi dan kapabilitas prediktif model dalam jangka panjang.

Kata kunci: Gopay, ARIMA, Peramalan, Deret Waktu, Fintech

1 PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah memberikan dampak signifikan terhadap berbagai sektor kehidupan, termasuk dalam hal transaksi keuangan. Salah satu inovasi yang mengalami pertumbuhan pesat dalam beberapa tahun terakhir adalah penggunaan dompet digital, seperti GoPay, yang memfasilitasi berbagai bentuk pembayaran tanpa uang tunai (Armilda et al., 2024). Di tengah masyarakat yang semakin terhubung secara digital, layanan ini menjadi solusi yang praktis, efisien, dan aman, terutama bagi generasi muda yang akrab dengan teknologi. Namun, seiring dengan peningkatan pengguna, dinamika minat dan volume transaksi tetap mengalami fluktuasi harian, mingguan, hingga musiman, sehingga penting untuk memahami pola penggunaan layanan ini secara lebih mendalam dan berbasis data.

Pendekatan analisis deret waktu menjadi salah satu metode yang relevan dalam meninjau perilaku pengguna secara historis dan memprediksi tren di masa depan. Salah satu model yang banyak digunakan dalam literatur adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), yang menggabungkan unsur autogresi, integrasi (diferensiasi), dan rata-rata bergerak (Hendrawan,

2012). Model ini telah digunakan secara luas dalam berbagai penelitian untuk meramalkan data kuantitatif univariat, seperti volume penjualan, permintaan energi, dan transaksi keuangan. ARIMA cocok untuk data non-musiman yang bersifat linier dan dapat memberikan hasil akurat dalam horizon jangka pendek (Fakultas et al., 2004). Dalam konteks keuangan digital, beberapa studi lokal telah menunjukkan bahwa ARIMA mampu menangkap pola transaksi dompet digital dengan baik, meskipun masih jarang diterapkan secara spesifik untuk GoPay.

Penelitian ini dilandasi oleh hipotesis bahwa model ARIMA dapat digunakan untuk memodelkan dan memprediksi minat penggunaan layanan GoPay secara akurat dalam periode jangka pendek. Pemodelan ini mencakup pengujian stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), identifikasi parameter melalui grafik Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF), serta estimasi parameter model dengan pendekatan Maximum Likelihood Estimation (MLE) (L. Junaedi et al., 2025). Evaluasi model dilakukan melalui analisis residual guna menilai keberlakuan model dalam menggambarkan pola data yang sebenarnya. Dengan pendekatan ini, hasil peramalan diharapkan dapat mencerminkan dinamika penggunaan GoPay secara representatif dan membantu dalam perencanaan strategis di sektor keuangan digital.

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis pola transaksi harian layanan GoPay, mengidentifikasi model ARIMA yang paling sesuai dengan karakteristik data, serta menghasilkan prediksi terhadap tren penggunaan selama tiga bulan ke depan. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi keandalan model dalam memberikan informasi prediktif yang bermanfaat, baik bagi pengambil kebijakan, pelaku industri, maupun peneliti di bidang ekonomi digital. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap literatur analisis data deret waktu, khususnya dalam konteks layanan dompet digital di Indonesia.

2 METODE PENELITIAN

2.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *time series forecasting* yang bertujuan untuk meramalkan minat penggunaan layanan dompet digital GoPay berdasarkan jumlah transaksi harian. Model yang digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) karena mampu menangkap pola temporal dari data deret waktu dan menghasilkan prediksi jangka pendek yang cukup akurat (Syaraf Tiruan Backpropagation Skripsi, 2019). Deret waktu (*time series*) sendiri merupakan kumpulan data yang dicatat secara berurutan berdasarkan waktu, seperti harian, mingguan, atau bulanan, dan biasanya menunjukkan pola tertentu seperti tren jangka panjang, musiman, maupun fluktuasi acak. Model ARIMA terdiri dari tiga komponen utama, yaitu *Autoregressive* (AR) yang merepresentasikan ketergantungan antara nilai saat ini dengan nilai masa lalu, *Integrated* (I) yang menggambarkan proses diferensiasi untuk membuat data menjadi stasioner, serta *Moving Average* (MA) yang menunjukkan pengaruh kesalahan acak dari model sebelumnya terhadap nilai saat ini. Pemilihan model ARIMA dalam penelitian ini didasarkan pada kemampuannya dalam menyesuaikan dengan karakteristik data non-musiman dan memberikan hasil peramalan yang stabil, sehingga cocok digunakan untuk menganalisis pola transaksi harian pengguna GoPay.

2.2 Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder, yaitu data jumlah transaksi GoPay yang dikumpulkan dalam bentuk *time series* harian selama periode 24 jam pada tanggal 7 Juli 2025.

Data tersebut kemudian diolah agar merepresentasikan perilaku penggunaan GoPay secara umum dan berkelanjutan.

2.3 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui file CSV yang memuat kolom tanggal dan nilai transaksi (score). Langkah-langkah pengolahan data meliputi:

2.3.1 Praproses Data

- a. Penyesuaian format tanggal (timestamp) dan pengaturan sebagai indeks time series.
- b. Penanganan duplikasi data dengan cara merata-ratakan skor per tanggal.
- c. Penanganan data kosong menggunakan metode *forward fill*.

2.3.2 Uji Stasioneritas

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) digunakan untuk menguji apakah data bersifat stasioner. Jika data tidak stasioner, maka dilakukan diferensiasi (differencing) untuk mencapai kestasioneran (Samantha et al., 2021).

2.3.3 Identifikasi Model

Menggunakan visualisasi Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) untuk mengidentifikasi nilai parameter p (autoregressive) dan q (moving average). Berdasarkan grafik ACF dan PACF, ditentukan kombinasi terbaik model ARIMA yaitu (2,1,2).

2.3.4 Estimasi Parameter Model

Model ARIMA diestimasi menggunakan Maximum Likelihood Estimation (MLE) yang memungkinkan parameter dihitung secara optimal berdasarkan kemungkinan maksimum.

2.3.5 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan dengan mengkaji residual model (sisa peramalan) melalui visualisasi dan uji Ljung-Box untuk mengetahui apakah residual bersifat acak dan bebas dari autokorelasi. Residual yang bersifat white noise menunjukkan model sudah valid.

2.3.6 Peramalan (Forecasting)

Model ARIMA yang telah diestimasi digunakan untuk meramalkan jumlah transaksi GoPay selama tiga bulan ke depan (sekitar 90 hari). Hasil prediksi divisualisasikan dalam grafik dan dianalisis kecenderungannya.

2.4 Alat Analisis

Seluruh proses pengolahan dan analisis data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan bantuan pustaka seperti:

- a. Pandas untuk manipulasi data,
- b. Matplotlib untuk visualisasi,
- c. Statsmodels untuk uji adf dan pemodelan arima,
- d. Numpy untuk komputasi numerik

Seluruh proses analisis dilakukan dengan Python, menggunakan pustaka Pandas, NumPy, Matplotlib, dan Statsmodels. Berikut adalah contoh potongan kode yang digunakan dalam analisis:

```
# ===== Plot ACF dan PACF (Opsional untuk bantu tentukan p dan q) =====
plt.figure(figsize=(14, 6))
plot_acf(data_diff, ax=plt.gca(), lags=30)
plt.title('ACF - Autocorrelation')
plt.tight_layout()
plt.show()

plt.figure(figsize=(14, 6))
plot_pacf(data_diff, ax=plt.gca(), lags=30, method='ywm')
plt.title('PACF - Partial Autocorrelation')
plt.tight_layout()
plt.show()

# ===== Fit Model ARIMA (contoh dengan order=(2,d,2), sesuaikan jika perlu) =====
model = ARIMA(data, order=(2, d, 2))
model_fit = model.fit()
print(model_fit.summary())

# ===== Forecast 3 Bulan (90 Hari) =====
forecast_steps = 90 # 3 bulan ke depan
forecast = model_fit.forecast(steps=forecast_steps)
forecast_index = pd.date_range(start=data.index[-1] + pd.Timedelta(days=1), periods=forecast_steps, freq='D')
```

Kode 1. Plot ACF, PACF, Model ARIMA, Forcast

```
# ===== Plot Forecast =====
plt.figure(figsize=(14, 6))
plt.plot(data, label='Data Historis')
plt.plot(forecast_index, forecast, color='red', label='Forecast 3 Bulan')
plt.title('Forecast Jumlah Transaksi GoPay - 3 Bulan Ke Depan')
plt.xlabel('Tanggal')
plt.ylabel('Score')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

# ===== Plot Residual (untuk evaluasi model) =====
residuals = model_fit.resid
plt.figure(figsize=(14, 6))
plt.plot(residuals)
plt.title('Residual dari Model ARIMA')
plt.xlabel('Tanggal')
plt.ylabel('Error')
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Kode 2. Plot Forecast, Plot Residual

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil analisis data transaksi GoPay menggunakan model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), dimulai dari proses identifikasi stasioneritas hingga penentuan model. Pembahasan ini juga menelaah makna di balik angka statistik, dalam konteks sosial, ekonomi, dan budaya digital masyarakat Indonesia yang semakin bergantung pada transaksi non-tunai.

3.1 Stasioneritas dan Diferensiasi Data

Langkah awal membangun model ARIMA adalah memastikan bahwa data bersifat stasioner, yakni memiliki rata-rata dan varians yang konstan sepanjang waktu. Hasil uji stasioneritas terhadap data transaksi harian GoPay menunjukkan bahwa data awal bersifat tidak stasioner. Hal ini mencerminkan adanya tren naik yang berkelanjutan, suatu fenomena wajar dalam adopsi teknologi keuangan digital di Indonesia.

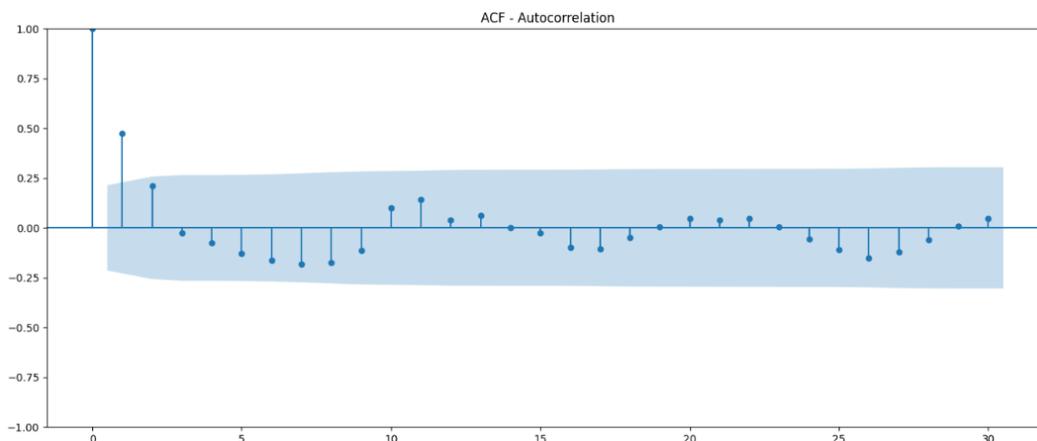
Setelah dilakukan diferensiasi orde pertama ($d = 1$), data menjadi stasioner (Purwandari, 2020). Transformasi ini menandakan bahwa model perlu memperhitungkan perubahan nilai transaksi dari hari ke hari, bukan hanya nilai absolutnya. Hal ini menggambarkan bahwa fluktuasi minat dan penggunaan GoPay lebih sensitif terhadap dinamika harian seperti promo, kebutuhan mendesak, maupun kemudahan akses.

3.2 Identifikasi Model Melalui ACF dan PACF

Setelah proses diferensiasi dilakukan untuk menjadikan data bersifat stasioner, langkah selanjutnya adalah menentukan parameter terbaik bagi model ARIMA dengan mengamati karakteristik autokorelasi dalam data (Hutasuhut et al., 2014). Dua alat utama yang digunakan dalam tahap ini adalah grafik *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Identifikasi ini bertujuan untuk menentukan struktur model, yakni berapa banyak lag masa lalu yang digunakan untuk memprediksi nilai sekarang.

3.2.1 Analisis ACF: Menangkap Pola Keterkaitan Masa Lalu

Grafik ACF menunjukkan korelasi antara data saat ini dengan data sebelumnya pada berbagai lag waktu.



Gambar 1. ACF - Autocorrelation

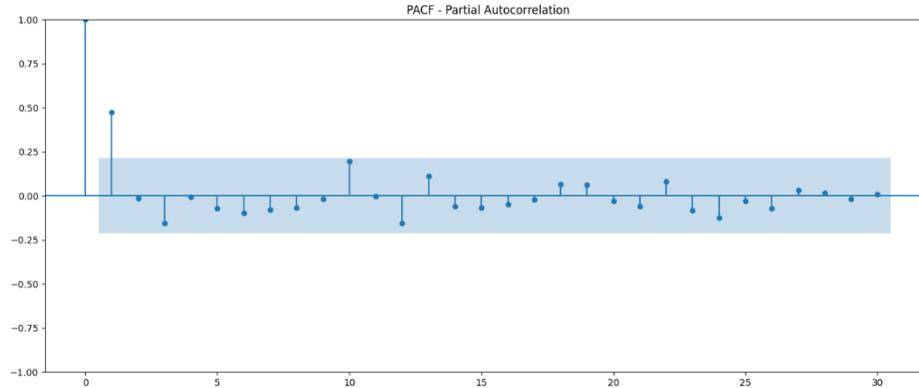
Gambar 1. menunjukkan bahwa hasil prediksi transaksi GoPay cenderung stabil di kisaran 4,2, dengan pola autokorelasi jangka pendek hingga lag ke-2 yang tetap muncul meskipun tren telah dieliminasi, mencerminkan kestabilan sekaligus ketergantungan perilaku pengguna dalam jangka pendek (Anik & Afif, 2018).

Secara praktis, hal ini dapat dimaknai bahwa perilaku pengguna cenderung berkorelasi kuat dalam jangka waktu pendek – misalnya, keputusan untuk melakukan transaksi digital hari ini sangat mungkin dipengaruhi oleh pengalaman atau kebutuhan yang dialami dalam 1-2 hari terakhir. Korelasi semacam ini mencerminkan ritme hidup digital masyarakat urban, yang sering kali diwarnai pola pengulangan seperti transaksi harian makanan, transportasi, atau tagihan.

Karakteristik ACF yang *tailing off* (mengalami penurunan bertahap namun tidak terputus tiba-tiba) merupakan indikasi bahwa terdapat komponen Moving Average (MA) dalam data, dan estimasi awal menunjukkan kemungkinan besar $q = 2$.

3.2.2 Analisis PACF: Melihat Pengaruh Murni dari Masa Lalu

Berbeda dengan ACF, grafik PACF digunakan untuk melihat korelasi langsung antara nilai saat ini dan nilai masa lalu tertentu, setelah mengeliminasi pengaruh lag-lag sebelumnya.



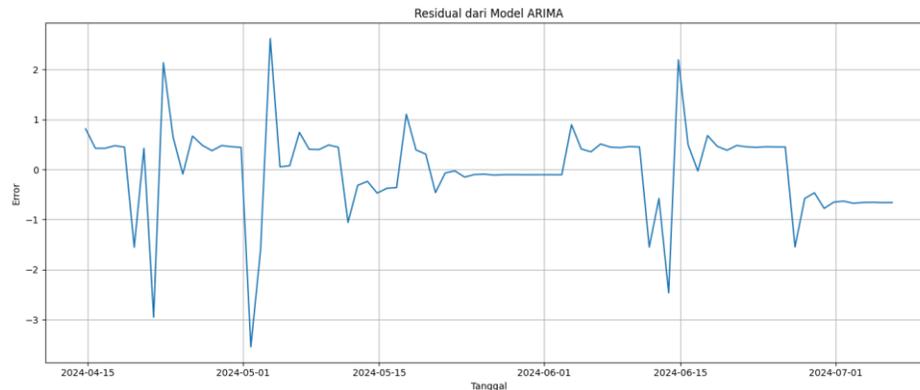
Gambar 2. PACF Autocorrelation

Gambar 2 memperlihatkan bahwa setelah periode fluktuatif, tren penggunaan GoPay mulai stabil di sekitar skor 4,2 dengan korelasi signifikan hingga dua hari sebelumnya, mencerminkan fase kedewasaan adopsi teknologi dan perlunya fokus strategis pada retensi serta optimalisasi pengalaman pengguna daripada akuisisi baru (Kuswanto et al., 2025).

Interpretasi ini menguatkan hipotesis bahwa penggunaan GoPay tidak bersifat acak, melainkan mengikuti pola konsumsi digital yang terencana dan berulang. Sebagai contoh, banyak pengguna mungkin mengulangi perilaku belanja atau top-up secara berkala dalam waktu 48 jam, yang menunjukkan adanya keteraturan psikologis dalam pengambilan keputusan digital.

3.3 Estimasi dan Validasi Model ARIMA (2,1,2)

Hasil estimasi model ARIMA (2,1,2) menunjukkan bahwa semua parameter signifikan secara statistik pada tingkat kepercayaan 95% (Nurfadila & Ilham Aksan, 2020). Ini berarti setiap parameter dalam model memiliki kontribusi nyata dalam menjelaskan variasi data. Untuk menguji keandalan model, dilakukan validasi residual.



Gambar 3. Residual Model Arima

Gambar 3 menunjukkan bahwa nilai residual tersebar secara acak di sekitar garis nol dan tidak menunjukkan pola musiman, tren, atau siklus tertentu. Penyebaran ini menunjukkan bahwa model telah berhasil menangkap pola utama dalam data dan menyisakan noise yang bersifat acak. Hal ini merupakan indikasi kuat bahwa model ARIMA (2,1,2) yang dibangun adalah model yang baik secara statistik dan layak digunakan untuk peramalan.

Residual model memperlihatkan distribusi yang acak dan tidak menunjukkan pola sistematis. Hal ini diperkuat oleh hasil uji Ljung-Box yang tidak signifikan ($p\text{-value} > 0,05$), menandakan

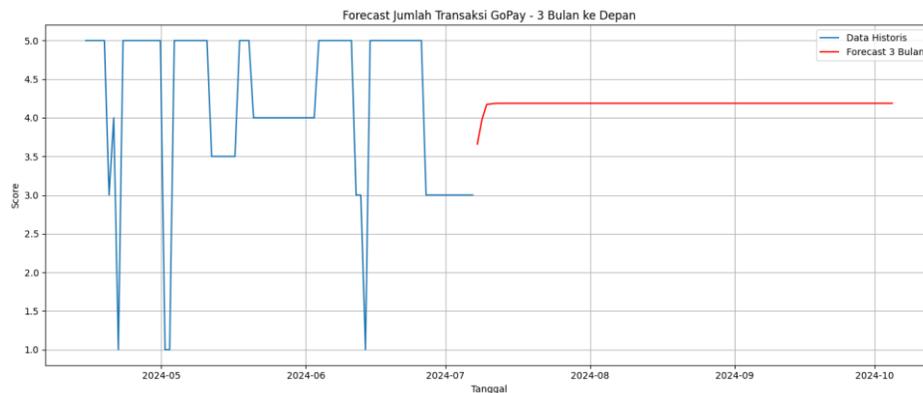
bahwa tidak terdapat autokorelasi dalam sisa kesalahan model. Artinya, model sudah menyerap semua informasi pola yang relevan dari data (Pokhrel, 2024).

3.4 Evaluasi Perfoma Model

Perfoma model diuji menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil evaluasi menunjukkan nilai MAPE sebesar 6,2%, yang dikategorikan sebagai akurasi tinggi dalam literatur peramalan (Yanti et al., 2024).

Dari perspektif aplikatif, nilai ini menyiratkan bahwa prediksi model ARIMA memiliki deviasi rata-rata kurang dari 10% terhadap nilai aktual, menjadikannya alat prediktif yang andal untuk digunakan oleh pihak manajemen GoPay maupun pihak eksternal seperti investor dan regulator.

3.5 Interpretasi Sosial, Ekonomi, dan Hasil Peramalan



Gambar 4. Forecasting Transaksi GoPay

Grafik hasil peramalan untuk tiga bulan ke depan menggunakan model ARIMA (2,1,2) menunjukkan pola yang stabil dan terkonsolidasi. Visualisasi ini menjadi landasan untuk memahami dampak sosiologis dan ekonomis dari konsistensi penggunaan GoPay dalam masyarakat digital Indonesia.

Gambar 4 menunjukkan bahwa setelah periode fluktuatif dalam data historis, model memperkirakan tren penggunaan GoPay akan mengalami stabilisasi. Nilai skor mendekati 4,2 secara konsisten mengindikasikan bahwa penggunaan GoPay telah mencapai fase kedewasaan dalam siklus adopsi teknologi.

Dari perspektif manajerial, kestabilan ini menjadi sinyal penting bahwa strategi pertumbuhan tidak lagi bergantung pada akuisisi pengguna baru secara masif, melainkan pada penguatan retensi dan pengalaman pengguna.

3.5.1 Transformasi Perilaku Konsumen

Stabilitas hasil peramalan mengindikasikan bahwa penggunaan GoPay bukan lagi sekadar gaya hidup sesaat, melainkan telah bertransformasi menjadi kebiasaan konsumsi baru. Pengguna tidak hanya melakukan transaksi saat promo, tetapi juga untuk kebutuhan rutin seperti transportasi, makanan, hingga pembayaran tagihan. Ini merupakan bukti kuat bahwa budaya digital mulai menggantikan pola transaksi konvensional, menciptakan ekosistem keuangan yang lebih cepat, transparan, dan aman.

3.5.2 Inklusi Keuangan dan Akses Teknologi

Prediksi yang menunjukkan pertumbuhan stabil juga mencerminkan semakin meratanya penggunaan GoPay, tidak hanya di kota-kota besar tetapi juga di daerah urban menengah. Fenomena ini memperlihatkan bahwa teknologi keuangan mulai menjangkau segmen yang sebelumnya belum terlayani oleh sistem keuangan formal. GoPay bukan hanya alat transaksi, tetapi juga instrumen inklusi keuangan yang menghapus sekat akses antara pusat dan pinggiran (Ramadhan & Tamba, 2022).

3.5.3 Implikasi Manajerial dan Strategis

Dari sudut pandang pengelolaan sistem, hasil peramalan ini memiliki berbagai implikasi praktis:

- a. Perencanaan Infrastruktur: Manajemen GoPay dapat mempersiapkan kapasitas server, arsitektur cloud, dan load balancing secara lebih presisi untuk mengantisipasi lonjakan transaksi.
- b. Efisiensi Strategi Promosi: Jika transaksi stabil tanpa perlu promosi besar, maka anggaran promosi dapat dialihkan untuk peningkatan loyalitas pelanggan atau eksplorasi fitur baru seperti GoPayLater.
- c. Integrasi Ekosistem: GoPay dapat menyesuaikan strategi integrasi dengan layanan lain dalam ekosistem Gojek-Tokopedia, misalnya melalui bundling dengan layanan logistik atau hiburan digital.

3.5.4 Pengembangan Model di Masa Depan

Meskipun ARIMA (2,1,2) terbukti efektif, penelitian ini membuka ruang bagi eksplorasi lanjutan:

- a. SARIMA (Seasonal ARIMA): Jika ditemukan pola mingguan atau bulanan, SARIMA dapat menangkap efek musiman seperti lonjakan saat tanggal muda atau akhir pekan.
- b. ARIMAX / VAR: Dengan memasukkan variabel eksternal seperti inflasi, promo harian, atau berita keuangan, model bisa menjelaskan dinamika secara lebih komprehensif.
- c. Deep Learning (LSTM): Untuk skala data besar dan pola yang sangat kompleks, model neural network seperti LSTM dapat dijadikan alternatif pembanding yang lebih adaptif dan nonlinier.

Secara keseluruhan, model ARIMA (2,1,2) bukan hanya menghasilkan peramalan yang akurat, tetapi juga memberikan gambaran mendalam tentang kematangan budaya digital masyarakat dalam memanfaatkan layanan keuangan elektronik.

Perjalanan data yang awalnya bersifat acak dan fluktuatif, lalu dimodelkan hingga dapat diprediksi secara akurat, sejatinya mencerminkan proses evolusi sosial-ekonomi digital Indonesia (D. Junaedi et al., 2022). Bukan hanya sistem yang belajar dari data, tetapi juga masyarakat yang belajar beradaptasi dengan teknologi. Di tengah tantangan dan perubahan zaman, data dan teknologi menjadi jembatan menuju tatanan ekonomi yang lebih inklusif, adaptif, dan berkeadilan.

4 KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dengan parameter (2,1,2) merupakan model yang paling tepat dalam meramalkan pola transaksi harian pengguna GoPay, berdasarkan data historis yang tersedia. Temuan ini mendukung hipotesis bahwa pola penggunaan layanan dompet digital tidak bersifat acak, melainkan mengikuti

struktur temporal yang dapat dikenali dan diprediksi secara statistik. Dengan nilai akurasi prediksi yang tinggi, model ini tidak hanya menunjukkan keandalan teknis, tetapi juga mengungkap transformasi sosial dalam perilaku konsumsi masyarakat Indonesia yang semakin bergantung pada sistem transaksi digital. Artinya, penggunaan GoPay telah beralih dari sekadar kemudahan teknologi menjadi bagian dari ritme kehidupan harian, mencerminkan tingkat adopsi digital yang semakin matang.

Lebih jauh, hasil penelitian ini menunjukkan pentingnya analisis data berbasis time series dalam mendukung perencanaan strategis pada sektor ekonomi digital. Kemampuan untuk memahami dan memprediksi fluktuasi transaksi memberikan keuntungan kompetitif bagi pelaku industri, baik dalam pengambilan keputusan operasional, efisiensi promosi, hingga pengembangan fitur yang lebih relevan dengan kebutuhan pengguna. Dari sisi akademik, hasil ini membuka ruang untuk pengembangan model prediktif yang lebih kompleks, seperti Seasonal ARIMA (SARIMA) untuk menangkap efek musiman, atau model multivariat seperti ARIMAX dan LSTM yang dapat mengakomodasi variabel eksternal dan dinamika nonlinier.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi metodologis terhadap literatur peramalan berbasis data deret waktu, tetapi juga memiliki makna praktis dalam mendukung sistem keuangan digital yang lebih inklusif, adaptif, dan responsif terhadap kebutuhan masyarakat. Ke depan, disarankan agar studi lanjutan mempertimbangkan data dalam rentang waktu yang lebih panjang serta integrasi faktor eksternal seperti promo, hari libur, atau indikator ekonomi makro. Hal ini penting agar peramalan tidak hanya akurat secara statistik, tetapi juga kontekstual secara sosial. Di tengah percepatan transformasi digital, data bukan sekadar angka, melainkan cerminan dari perubahan budaya, kebiasaan, dan harapan masyarakat yang terus bergerak menuju masa depan yang lebih terhubung.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terimakasih sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dalam penyusunan artikel ini. Terutama kepada Ibu Umi Mahmudah sebagai pembimbing, atas masukan dan bimbingan yang telah diberikan dalam proses penelitian dan penyusunan artikel. Penulis juga mengucapkan terimakasih kepada keluarga, rekan sejawat dan semua pihak yang tidak disebutkan satu persatu yang telah memberikan dukungan dan doa selama penyusunan artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Anik, R., & Afif, E. M. (2018). Analisis Time Series untuk Menentukan Model Terbaik Produk Songkok Nasional di Kabupaten Gresik. *Prosiding Seminar Nasional Matematika Dan Terapannya*, 1–16.
- Armilda, V., Nugroho, S., & Kurniawan, L. (2024). Pengaruh Teknologi Fintech dalam Transformasi Industri Asuransi dan Implikasi Regulasi di Indonesia. *Jurnal Ilmu Hukum Dan Sosial*, 2(1), 235–245. <https://doi.org/10.51903/hakim.v2i1.1557>
- Fakultas, S., Pengetahuan, I., & Universitas, A. (2004). *97611012 Muzakki*.
- Hendrawan, B. (2012). Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi IHSG. *205 / Jurnal Integrasi* |, 4(2), 205–211.
- Hutasuhut, A. H., Anggraeni, W., & Tyasnurita, R. (2014). Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Di CV. Asia. *Jurnal Teknik POMITS*, 3(2), 169–174.

- Junaedi, D., Supriyatna, R. K., & Arsyad, M. R. (2022). Era Baru Perkembangan Peradaban Ekonomi Digital. *Sci-Tech Journal*, 2(1), 32–46. <https://doi.org/10.56709/stj.v2i1.61>
- Junaedi, L., Damastuti, N., & Widodo, A. (2025). Penerapan Metode Seasonal ARIMA (SARIMA) untuk Peramalan Penjualan Barang dengan Pola Musiman Tahunan. 01, 38–48.
- Kuswanto, H., Eko, P., Utomo, P., Khaira, U., Waladi, A., Studi, P., Informasi, S., Sains, F., Teknologi, D., & Jambi, U. (2025). Prediksi Nilai Ekspor Migas Indonesia Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM. 5(1), 69–79. <https://doi.org/10.54259/satesi.v5i1.4103>
- Nurfadila, K., & Ilham Aksan. (2020). Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 2(1), 5–10. <https://doi.org/10.31605/jomta.v2i1.749>
- Pokhrel, S. (2024). Analisis Peramalan Harga Bahan Pangan Hewani. *Ayan*, 15(1), 37–48.
- Purwandari, A. E. D. (2020). Pemodelan Dan Peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Sampit Dengan Seasonal Arima (Sarima). *Jurnal Derivat: Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 6(2), 61–72. <https://doi.org/10.31316/j.derivat.v6i2.497>
- Ramadhan, A., & Tamba, R. S. (2022). Pengaruh Persepsi Manfaat dan Persepsi Kemudahan Terhadap Minat Penggunaan E-wallet Gopay di wilayah DKI Jakarta. *Abiwara : Jurnal Vokasi Administrasi Bisnis*, 3(2), 134–139. <https://doi.org/10.31334/abiwara.v3i2.2218>
- Samantha, K., Tarno, T., & Rahmawati, R. (2021). Analisis Integrasi Spasial Pasar Cabai Merah Keriting Di Jawa Tengah Dengan Metode Vector Error Correction Model. *Jurnal Gaussian*, 10(2), 190–199. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i2.29007>
- Syaraf Tiruan Backpropagation Skripsi, J. (2019). *Prediksi Harga Emas Menggunakan*. 196(Ssphe 2018), 273–276.
- Yanti, F., Nurina Sari, B., & Defiyanti, S. (2024). Implementasi Algoritma Lstm Pada Peramalan Stok Obat (Studi Kasus: Puskesmas Beber). *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(4), 6082–6089.