

Perbandingan Algoritma Sarima dan Prophet Untuk Prediksi Tren Penjualan Voucher Game Online

¹M Rizki, ²Dadang Priyanto, ³Galih Hendro Martono, ⁴Neny Sulistianingsih, ⁵Moch Syahrir
^{1,2,3,4,5}Ilmu Komputer, Universitas Bumigora
[1mriskiy423@gmail.com](mailto:mriskiy423@gmail.com), [2dadang.priyanto@universitasbumigora.ac.id](mailto:dadang.priyanto@universitasbumigora.ac.id),
[3galih.hendro@universitasbumigora.ac.id](mailto:galih.hendro@universitasbumigora.ac.id), [4neny.sulistianingsih@universitasbumigora.ac.id](mailto:neny.sulistianingsih@universitasbumigora.ac.id),
[5moch.syahrir@universitasbumigora.ac.id](mailto:moch.syahrir@universitasbumigora.ac.id)

Submit : 14 Jul 2025 | Diterima : 23 Jul 2025 | Terbit : 02 Agust 2025

ABSTRAK

Industri game *online* terus mengalami perkembangan pesat, mendorong kebutuhan akan sistem peramalan yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan strategis dalam manajemen penjualan dan promosi. Studi ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dua algoritma peramalan deret waktu, yaitu *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan Prophet, dalam memprediksi tren penjualan voucher game online di platform Kiyystore. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup transaksi historis dari tahun 2022 hingga 2024, dengan total 5,530 data penjualan. Studi ini menerapkan metodologi *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP DM) yang terdiri dari tahap pemahaman bisnis, pemrosesan data, pemodelan, dan evaluasi. Model SARIMA dipilih karena kemampuannya untuk menangkap pola musiman dan tren dalam data stasioner. Sementara itu, Prophet digunakan karena dirancang untuk menangani tren non-linear, pola musiman, dan anomali secara otomatis. Evaluasi kinerja dari kedua algoritma dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa Prophet unggul dalam metrik MAE dengan nilai 0,7054, yang menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam meminimalkan kesalahan rata-rata. Di sisi lain, SARIMA menunjukkan keunggulan dalam metrik RMSE dengan nilai 0,9514, yang berarti model ini lebih efektif dalam menangani kesalahan besar atau pencilan dalam prediksi. Studi ini memberikan kontribusi penting dalam pemilihan metode peramalan yang sesuai dengan karakteristik data. Dengan memahami keunggulan masing-masing algoritma, pelaku industri *game online* dapat lebih optimal dalam merencanakan strategi stok dan promosi, sehingga meningkatkan efisiensi dan daya saing bisnis secara keseluruhan.

Kata Kunci: CRISP-DM, Prophet, Peramalan, Penjualan voucher game, Sarima,

PENDAHULUAN

Menurut (Amalia, 2021), Industri gaming telah berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir. Menurut laporan dari newzoo, pasar gaming global diperkirakan mencapai \$175,8 miliar pada tahun 2021, dengan lebih dari 2,9 miliar pemain game di seluruh dunia. Selain itu, segmen mobile gaming menyumbang lebih dari 50% dari total pendapatan ini, di mana pembelian in-game items dan top-up menjadi kontributor utama. Menurut (statista, 2021), pada tahun 2022, laporan menunjukkan bahwa pengeluaran untuk item dalam game secara global mencapai \$522,50 miliar, yang mengindikasikan peningkatan signifikan dibandingkan tahun-tahun sebelumnya. Salah satu platform yang menawarkan layanan top up game adalah kiyystore, sebuah situs web yang menyediakan berbagai kebutuhan pemain untuk melakukan pembelian kredit atau item dalam game secara cepat dan mudah. Dalam bisnis ini, pola penjualan tidak selalu stabil, melainkan dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk tren musiman seperti periode diskon, rilis konten baru dalam game, atau event khusus dalam game tertentu. Misalnya, selama event liburan atau peluncuran game populer, penjualan top-up dapat meningkat hingga 20-30%, sesuai dengan tren yang diamati oleh penyedia layanan top-up game lainnya di pasar. Penjualan musiman pada platform seperti

Kiyyystore menunjukkan pola fluktuasi yang dapat diprediksi berdasarkan data historis. Misalnya, penjualan bisa meningkat saat ada event game besar atau penawaran spesial selama liburan. Namun, memahami pola ini secara tepat dan akurat menjadi tantangan bagi manajemen dalam mengambil keputusan strategis, baik dalam hal stok virtual items, strategi promosi, hingga pengelolaan hubungan dengan pelanggan. Untuk Mengatasi tantangan tersebut, diperlukan pendekatan yang lebih maju dalam menganalisis data penjualan dan melakukan peramalan tren musiman.

Pada beberapa penelitian terdahulu, metode peramalan telah diterapkan untuk melakukan peramalan tren penjualan musiman dengan berbagai pendekatan. Penelitian oleh ((Jange, 2022)), melakukan analisis menggunakan SARIMA untuk memprediksi permintaan produk musiman dalam industri retail dan berhasil menunjukkan bahwa model ini dapat menangkap pola musiman dengan baik, meskipun terbatas pada data yang memenuhi asumsi stasioneritas. Sementara itu, penelitian oleh ((Santoso & Sari Dewi, 2024)) mengeksplorasi keefektifan PROPHET dalam memprediksi penjualan musiman di sektor *e-commerce* dan menemukan bahwa PROPHET lebih unggul dalam mengatasi data yang memiliki tren non-linier serta perubahan mendadak, yang umum terjadi dalam penjualan online. Selanjutnya, studi oleh (Muhammad Afif et al., 2021) membandingkan kedua algoritma ini dalam konteks penjualan musiman dan menyimpulkan bahwa meskipun SARIMA memberikan hasil yang baik dalam dataset tertentu, PROPHET menunjukkan keunggulan dalam fleksibilitas dan akurasi, terutama dalam menghadapi variasi yang tinggi pada data penjualan. Penelitian-penelitian ini menunjukkan pentingnya membandingkan metode peramalan untuk mendapatkan model yang paling sesuai dalam konteks yang spesifik, termasuk dalam peramalan penjualan musiman di Kiyyystore.

Penelitian ini memberikan solusi dengan mengimplementasikan dan membandingkan dua metode peramalan, yaitu SARIMA dan PROPHET, dalam memproyeksikan tren penjualan musiman pada Kiyyystore. Kedua metode ini akan diterapkan untuk melihat bagaimana masing-masing mampu mengatasi pola musiman, fluktuasi, serta perubahan tren yang terjadi pada penjualan. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi yang berguna dalam memilih metode peramalan yang paling sesuai untuk kondisi data penjualan di Kiyyystore. Solusi ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi peramalan penjualan, sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif dalam perencanaan stok produk dan strategi promosi pada periode musiman.

TINJAUAN PUSTAKA

Tren Penjualan

Tren penjualan adalah pola atau kecenderungan dari penjualan yang terjadi dalam jangka waktu tertentu. Tren ini dapat menunjukkan naik atau turunnya permintaan terhadap suatu produk atau layanan, dan sering kali dipengaruhi oleh faktor musiman, ekonomi, serta perubahan preferensi konsumen. Dalam konteks bisnis digital, seperti penjualan *voucher* game online, menganalisis tren penjualan sangat penting karena dapat membantu perusahaan untuk mengantisipasi perubahan permintaan, mengoptimalkan stok produk, dan menyusun strategi promosi yang lebih efektif.

Tren penjualan yang bersifat musiman biasanya mengalami fluktuasi berulang dalam jangka waktu tertentu, misalnya bulanan atau tahunan. Untuk menangkap pola ini, dibutuhkan pendekatan analitis yang mampu mengidentifikasi komponen tren, siklus, dan musiman. Algoritma seperti SARIMA dan PROPHET dirancang untuk menangkap pola-pola tersebut dalam data deret waktu. Menurut (Zahrudin et al., 2023), tren penjualan adalah analisis yang dilakukan untuk memahami bagaimana produk atau layanan dijual dalam periode waktu tertentu. Ini mencakup pengamatan terhadap pola pembelian, perubahan preferensi konsumen, dan faktor-faktor yang mempengaruhi penjualan

Data Mining

Data Mining adalah metode untuk menganalisis pola dan karakteristik di masa depan serta untuk mengumpulkan informasi tak terduga yang belum pernah terlihat sebelumnya dari database yang besar. Data Mining mengeksplorasi pengetahuan dan pola dalam data melalui statistik

matematika dan machine learning. Menurut (Sekar Setyaningtyas et al., 2022), penggunaan sistem informasi terdistribusi sangat berpengaruh dalam menyebabkan berkembangnya sebuah kumpulan data menjadi data yang sangat besar. Seiring berjalannya waktu, suatu data akan terus bertambah daridata yang sekarang digabungkan dengan datadi masa depan sehingga akan ada aliran datayang besar, algoritma data mining berfungsi secara efektif dan efisien untuk menganalisis data yang besar.

Menurut (Nugroho et al., 2022), data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistic, matematika, kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin (machine learning) mengekstrasi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database yang terkait

Peramalan (*Forecasting*)

Menurut (Mulyani et al., 2021), *forecasting* (peramalan) adalah salah satu unsur yang sangat penting dalam proses pengambilan keputusan. Peramalan yang dilakukan umumnya didasarkan pada masa lalu yang kemudian dianalisis dengan menggunakan metode-metode tertentu. Data masa lalu dikumpulkan, dipelajari, dianalisis dan dihubungkan dengan perjalanan waktu, karena adanya faktor waktu tersebut, maka dari data hasil analisis tersebut dapat meramalkan yang terjadi dimasa yang akan datang.

Salah satu cara untuk memperkirakan jumlah permintaan barang di masa mendatang adalah peramalan. Peramalan adalah proses memprediksi secara sistematis kemungkinan apa yang akan terjadi di masa depan dengan menggunakan informasi dan data yang telah dikumpulkan di masa lalu atau sekarang dengan tujuan untuk mengurangi kesalahan. Peramalan, tentu saja, tidak memberikan hasil yang pasti akan terjadi sebaliknya, itu adalah cara untuk mencari tahu apa yang akan terjadi di masa depan sehingga dapat membantu membuat keputusan. Secara keseluruhan, peramalan adalah proses yang sangat berharga dalam dunia bisnis karena membantu perusahaan untuk mempersiapkan diri menghadapi masa depan dengan lebih baik. Menurut (Khusnul Wildan & Subchan Asy'ari, 2023), dengan menggabungkan data historis, analisis tren, dan pemahaman mendalam tentang pasar, peramalan dapat memberikan wawasan yang berharga untuk merencanakan langkah-langkah strategis dan meminimalkan ketidakpastian. Meskipun tidak ada metode peramalan yang sempurna, pendekatan yang sistematis dan terstruktur dapat membantu perusahaan untuk tetap kompetitif dan *responsif* terhadap perubahan yang terjadi di lingkungan bisnis.

Sarima

Menurut (Gunawan & Ramadani, 2023), SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah metode peramalan data yang memiliki pola musiman, atau berulang setiap periode. SARIMA merupakan pengembangan dari metode ARIMA yang dipopulerkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970-an. SARIMA adalah metode peramalan deret waktu yang menggabungkan komponen *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *moving average* (MA) dengan penanganan musiman.

Menurut (Aslam & Afghani, 2024), metode ini merupakan pengembangan dari model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang dirancang untuk menangani data yang menunjukkan fluktuasi musiman (Butarbutar et al., 2023). SARIMA adalah metode statistik yang digunakan untuk analisis dan peramalan data deret waktu yang memiliki pola musiman. SARIMA adalah model statistik yang digunakan untuk analisis deret waktu, khususnya untuk data yang menunjukkan pola musiman. SARIMA adalah metode statistik yang digunakan untuk peramalan deret waktu. Metode ini merupakan pengembangan dari model ARIMA dengan penambahan komponen musiman. SARIMA sangat berguna untuk menganalisis data yang menunjukkan pola musiman, seperti penjualan bulanan atau tahunan. Model SARIMA dinyatakan dengan notasi SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)m. Rumus Sarima ditampilkan dalam persamaan di bawah ini,

$$\phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\theta_q(B^s)\varepsilon_t$$

Penjelasan

- P, p : auto autoregressive (AR)
- D, d : differencing
- Q, q : moving average (MA)
- m : seasonal period (contoh, 12 data setahun)
- $\Phi_P(B)$: Operator AR non period
- $\Phi_P(B^S)$: Operator AR period
- $(1 - B)^d$: operator differencing non period
- $(1 - B^S)^D$: differencing period operator
- $\theta_q(B)$: MA non period operator
- $\theta_Q(B^S)$: MA period operator
- ϵ_t : period error t
- B : backshift operator

Prophet

Model Prophet adalah alat peramalan yang dikembangkan oleh Facebook, dirancang untuk memprediksi data deret waktu (time series) dengan cara yang mudah dan intuitif. Prophet sangat berguna untuk data yang memiliki pola musiman dan tren yang jelas, serta dapat menangani data yang hilang dan perubahan mendadak dengan baik (Santoso & Sari Dewi, 2024). Prophet adalah sebuah prosedur untuk meramalkan data deret waktu yang dikembangkan oleh Facebook. Model ini dirancang untuk menangani data yang memiliki pola musiman yang kuat dan tren non-linier (Sanjaya et al., 2023).

Prophet adalah alat peramalan deret waktu yang dikembangkan oleh Facebook, dirancang untuk menangani data yang memiliki pola musiman dan tren yang kompleks (Gunawan & Ramadani, 2023). Prophet adalah sebuah metode peramalan yang dikembangkan oleh Facebook, dirancang untuk menangani data deret waktu yang memiliki pola musiman dan tren yang kompleks. Metode ini sangat berguna untuk data yang memiliki banyak fluktuasi dan tidak selalu mengikuti pola linier yang sederhana (Mu'minin et al., 2022). Prophet adalah metode pemodelan time series yang dikembangkan oleh Facebook, dirancang untuk memprediksi data yang memiliki pola musiman dan tren (Muhammad Afif et al., 2021).

Prophet menggunakan model aditif yang terdiri dari tiga komponen utama: tren, musiman, dan event khusus, yang masing-masing bertugas menjelaskan pola tertentu dalam data deret waktu. Model ini digambarkan oleh persamaan dibawah ini:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon t$$

Penjelasan

$g(t)$: Komponen tren untuk pola jangka panjang (apakah naik atau turun),

$s(t)$: Komponen musiman yang menangkap pola berulang (seperti mingguan, bulanan, atau tahunan),

$h(t)$: Komponen acara atau hari libur yang mengakomodasi dampak hari-hari istimewa,

ϵt : *Error component*, yang mencakup variasi acak yang tidak dapat dijelaskan oleh tiga komponen lainnya.

Voucher Game

Kepuasan diartikan sebagai suatu keadaan yaitu harapan para pelanggan terhadap suatu layanan sesuai. *Voucher game* adalah alat pembayaran yang digunakan dalam permainan online untuk membeli item, saldo, atau layanan dalam game. *Voucher game* adalah kode atau kartu prabayar yang berisi nilai tertentu dan dapat digunakan untuk membeli item dalam game, melakukan top-up saldo akun game, atau membuka fitur-fitur premium. *Voucher* ini umumnya dijual dalam berbagai denominasi, memungkinkan pemain untuk memilih nilai yang sesuai dengan kebutuhan dan anggaran mereka. Menurut (Setiawan et al., 2021), *Voucher game* memiliki beberapa fungsi utama yang membuatnya sangat populer di kalangan pemain game, khususnya game online, antara lain:

Evaluasi Model

Untuk evaluasi kinerja dari model sarima dan prophet penulis menggunakan perhitungan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

1. *Mean Absolute Error* (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan. Menurut (Suryanto, 2019), nilai MAE menunjukkan rata – rata kesalahan (*error*) absolut antara hasil peramalan/prediksi dengan nilai riil. MAE dapat dirumuskan seperti berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Penjelasan

n : Jumlah Data

y_i : nilai aktual

\hat{y}_i : nilai prediksi

2. *Root Mean Squared Error* (RMSE)

Menurut (Benedict & Nusantara, 2022), *Root Mean Square error* (RMSE) adalah metode penjumlahan kuadrat error atau selisih antara nilai riil dan nilai prediksi RMSE dihitung dengan mengkuadratkan error , dibagi dengan jumlah data rata-rata, lalu diakarkan. RMSE dapat dirumuskan seperti berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Penjelasan

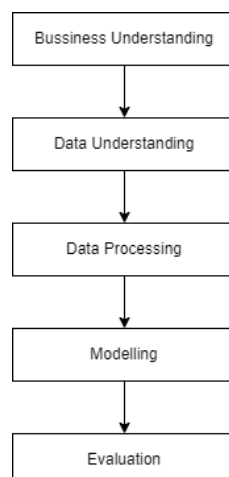
n : Jumlah Data

y_i : nilai aktual

\hat{y}_i : nilai prediks

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, tahapan studi yang dilakukan adalah melalui tahap pemahaman bisnis, kemudian pemahaman data yang telah diperoleh, diikuti dengan pemrosesan data, kemudian pemodelan untuk melihat hasilnya, dan tahap akhir adalah mengevaluasi hasil yang diperoleh dan menarik kesimpulan. Diagram alir metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur Metodologi

Bussiness Understanding

Tujuan dari tahap pemahaman bisnis adalah untuk menemukan tujuan dan kebutuhan penelitian utama serta merumuskan masalah yang harus diselesaikan. Dalam studi ini, terdapat 31 ketidakpastian dalam memprediksi tren penjualan *voucher game online*. Ini menjadi masalah bagi perusahaan ketika mereka membuat strategi penjualan, mengelola stok, dan merencanakan

promosi. Secara khusus, tujuan dari perusahaan penelitian ini adalah:

- Meningkatkan Akurasi Perencanaan Penjualan
- Mengidentifikasi Pola Musiman
- Mengoptimalkan Manajemen Stok
- Meningkatkan Efektivitas Promosi
- Mendukung Pengambilan Keputusan

Data Understanding

Tahap pemahaman data bertujuan untuk mengeksplorasi dan memahami karakteristik data yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang digunakan diperoleh dari sistem penjualan perusahaan dan berisi informasi tentang transaksi penjualan voucher game melalui internet. Tanggal transaksi, kategori game, jenis layanan, harga *voucher*, dan status adalah variabel utama yang dianalisis dalam penelitian ini. Tabel 1 menampilkan data yang digunakan.

Tabel 1 Pemahaman Data

Tanggal	Kategori Game	Jenis Layanan	Harga	Status
09/28/2024	Free Fire	655 Diamonds	Rp, 82,770	Success
09/28/2024	Mobile Legends A	64 Diamonds (58 + 6 Bonus)	Rp 17,703	Failed
28/09/2024	Free Fire	40 Diamonds	Rp 6,600	Success
28/09/2024	Free Fire	1800 Diamonds	Rp 230,455	Failed
27/09/2024	Free Fire	40 Diamonds	Rp 6,600	Success
27/09/2024	Mobile Legends A	10 Diamonds (10 + 0 Bonus)	Rp 2,914	Success
27/09/2024	Free Fire	2210 Diamonds	Rp 271,309	Success
27/09/2024	Free Fire	Membership Mingguan	Rp 27,504	Success
27/09/2024	Mobile Legends A	64 Diamonds (58 + 6 Bonus)	Rp 17,703	Success
26/09/2024	Free Fire	15 Diamonds	Rp 2,511	Failed
26/09/2024	Mobile Legends A	15 Diamonds (15 + 0 Bonus)	Rp 4,416	Success
26/09/2024	Mobile Legends A	28 Diamonds (25 + 3 Bonus)	Rp 7,964	Failed
25/09/2024	Mobile Legends A	4830 Diamonds (4003 + 827 Bonus)	Rp 1,192,297	Success
25/09/2024	Mobile Legends A	12 Diamonds (11 + 1 Bonus)	Rp 3,504	Success

Dalam Tabel 1 di atas menampilkan beberapa variabel dalam tabel, yaitu tanggal untuk mencatat waktu tepat transaksi penjualan voucher terjadi dan menggunakan standar internasional seperti YYYY-MM-DD, kategori game untuk mencatat jenis game yang terkait dengan *voucher*, jenis layanan yang ditawarkan melalui *voucher* dan digunakan untuk mengakses fitur premium dalam *game* atau bisa berupa mata uang dalam game, harga yang mewakili jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan dalam transaksi *voucher* dan studi ini menggunakan rupiah, dan variabel terakhir adalah status yang berisi informasi tentang perkembangan pesanan

Data Processing

Pemrosesan data adalah proses mengumpulkan, membersihkan, mengelola, dan menganalisis data untuk menghasilkan informasi yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. Tujuannya adalah untuk mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur dan mudah dipahami. Tahapan pada data *processing* yaitu data *cleaning*, data *transformation*, data *exploration*, *preprocessing* dan visualisasi data tren penjualan.

Modelling

Pemodelan adalah proses membuat representasi matematis dari suatu sistem atau data untuk memahami, menganalisis, dan membuat prediksi. Model yang digunakan adalah SARIMA dan Prophet untuk memperoleh persamaan, algoritma, grafik, atau simulasi yang menggambarkan hubungan antara variabel.

Evaluation

Evaluasi kinerja model menggunakan metrik evaluasi yang dapat mengukur seberapa baik model memprediksi data aktual, Dua metrik yang umum digunakan untuk evaluasi model deret waktu adalah *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE),

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Preparation

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari penjualan *voucher game online*, Beberapa variabel penting dalam data ini termasuk variabel pertama, yaitu tanggal, yang mencatat waktu transaksi, persetujuan, Karena semua pola musiman dan tren akan diidentifikasi berdasarkan urutan kronologis data, variabel ini sangat penting untuk analisis deret waktu, Selain itu, ada variabel kategori permainan, yang menunjukkan jenis permainan yang terkait dengan voucher yang dibeli oleh pelanggan, menunjukkan preferensi pelanggan untuk berbagai kategori permainan, Variabel jenis layanan juga menunjukkan produk atau layanan yang diberikan melalui voucher, seperti akses premium, pembelian mata uang dalam game, atau pembelian item khusus dalam game, Akhirnya, nilai moneter dari transaksi voucher ditunjukkan oleh variabel harga, ini sangat penting untuk menghitung total pendapatan dan mempelajari bagaimana harga mempengaruhi volume penjualan, Setiap variabel di atas sangat penting untuk memahami bagaimana perilaku pelanggan dan pola penjualan.

Data Processing

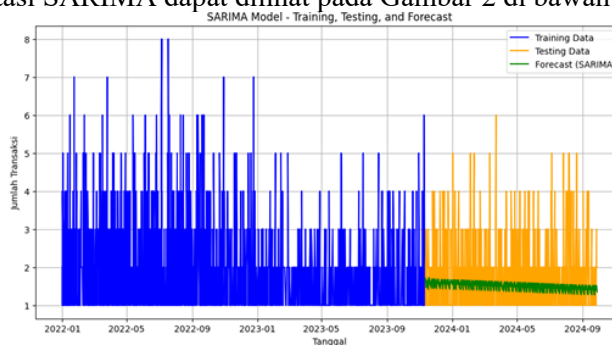
Beberapa langkah dalam pemrosesan data adalah pembersihan data, transformasi data, agregasi data, dan berbagi data, Pembersihan data dilakukan untuk memeriksa data yang salah, hilang, atau duplikat, kemudian data yang bermasalah dihapus atau diperbaiki, Transformasi data dilakukan dengan mengubah format tanggal menjadi tipe datetime dengan format YYYY-MM-DD agar sesuai untuk analisis deret waktu, Agregasi Data dilakukan dengan mengubah data transaksi harian menjadi data bulanan melalui proses agregasi, yang melibatkan penjumlahan total pembelian setiap bulan, Pembagian data dilakukan dengan membagi data menjadi dua bagian, dengan 70% sebagai data pelatihan dan 30% sebagai data pengujian untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif.

Modelling

Proses menciptakan representasi matematis dari suatu sistem atau data untuk memahami, menganalisis, dan membuat prediksi dikenal sebagai pemodelan, Prophet dan SARIMA digunakan sebagai model untuk memperoleh persamaan, algoritma, grafik, atau simulasi yang menunjukkan bagaimana variabel berinteraksi satu sama lain.

1. Implementasi Sarima

Sebelum menerapkan model SARIMA, data harus diuji untuk stasioneritas menggunakan Uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), Jika nilai p dari hasil ADF lebih besar dari 0,05, itu berarti data tidak stasioner dan proses *differencing* dilakukan untuk membuat data stasioner, Hasil yang diperoleh dari proses implementasi SARIMA dapat dilihat pada Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2 Visual Sarima Model

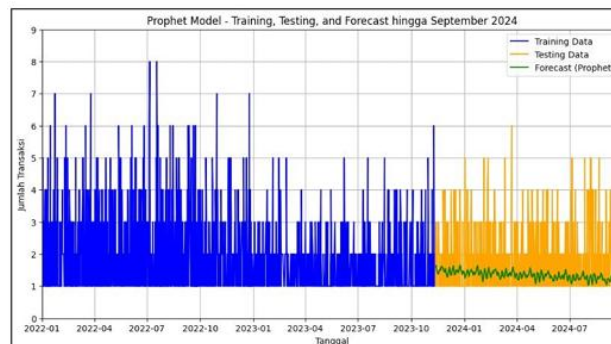
Berdasarkan hasil prediksi model SARIMA pada Gambar 2 di atas, Data pelatihan, yang ditunjukkan dengan warna biru, mencakup periode dari awal 2022 hingga sekitar akhir 2023, Di sini, pola fluktuasi signifikan dalam jumlah transaksi diamati, Meskipun ada beberapa lonjakan transaksi, intensitas transaksi secara umum menurun dari pertengahan 2022 hingga akhir periode pelatihan, Data uji yang ditunjukkan dalam warna oranye mencakup periode dari awal 2024 hingga September 2024, Polanya fluktuasi masih terlihat di sini, tetapi amplitudonya tidak sebesar

dibandingkan dengan data pelatihan sebelumnya, Ini menunjukkan bahwa jumlah transaksi lebih stabil, meskipun masih berubah dalam rentang yang lebih sempit,

Hasil prediksi dari model SARIMA, yang ditunjukkan dengan warna hijau, menunjukkan bahwa model ini mampu menangkap pola data dengan cukup baik, Namun, prediksi cenderung lebih stabil daripada data aktual, Prediksi berbasis SARIMA, yang lebih fokus pada pola musiman dan tren linier jangka panjang, menunjukkan hasil yang baik dalam memprediksi tren jumlah transaksi rata-rata, meskipun kurang responsif terhadap perubahan signifikan dalam data aktual, Faktor eksternal yang tidak dapat terdeteksi oleh model dapat menyebabkan data uji berubah, Meskipun mungkin kurang efisien dalam menangkap pola lonjakan ekstrem, model ini cocok untuk memprediksi tren makro.

2. Implementasi Prophet

Model Prophet dibuat dan dilatih menggunakan data pelatihan, Prophet secara otomatis mendeteksi komponen musiman, tetapi musiman tambahan dapat ditambahkan, seperti musiman bulanan dengan periode sekitar 30 hari, Kemudian, Model Prophet memprediksi jumlah transaksi di masa depan berdasarkan periode data pengujian yang panjang, Periode prediksi disesuaikan dengan jumlah data pengujian, dan hasil prediksi disimpan, Hasil dari proses implementasi prophet dapat dilihat pada Gambar 3 di bawah ini.



Gambar 3 Visual Prophet Model

Dari gambar 3 di atas menunjukkan Data pelatihan yang ditunjukkan dalam warna biru mencakup periode dari Januari 2022 hingga sekitar akhir 2023, dan selama periode ini, terdapat fluktuasi signifikan dalam jumlah transaksi, Ada beberapa puncak yang jelas dari awal hingga pertengahan 2022, tetapi setelah itu, ada penurunan yang nyata dan stabilisasi dalam jumlah transaksi dalam pola yang lebih terkontrol, Data pengujian dari awal 2024 hingga September 2024 ditampilkan dalam warna oranye.

Pola fluktuasi transaksi masih terlihat, tetapi dengan amplitudo yang lebih kecil dibandingkan periode sebelumnya, Ini menunjukkan bahwa jumlah transaksi selama periode ini lebih stabil meskipun masih mengalami variasi, Hasil prediksi Prophet, yang ditunjukkan dengan warna hijau, menunjukkan tren yang relatif konstan dengan perubahan kecil, Model Prophet tampaknya memberikan prediksi rata-rata yang halus tanpa menangkap variasi ekstrem atau fluktuasi besar yang terlihat dalam data aktual,

Matrik Evaluasi

Tabel 2 di bawah ini berisi data aktual dan prediksi untuk Sarima, sementara Tabel 3 berisi data aktual dan prediksi untuk Prophet.

Tabel 2 Prediksi dan aktual data sarima

Month	Actual	Predicted	Error
1.	68,72701	68,00868	-0,71832
2.	97,53572	98,66951	1,133797
3.	86,5997	86,94798	0,348279
4.	79,93292	79,17235	-0,76057

Month	<i>Actual</i>	<i>Predicted</i>	<i>Error</i>
5.	57,80093	56,57845	-1,22249
6.	57,79973	57,60615	-0,19357
7.	52,90418	52,26557	-0,63862
8.	93,30881	93,30219	-0,00662
9.	80,05575	79,78117	-0,27458
10.	85,40363	85,86956	0,465932
11.	51,02922	49,51526	-1,51396
12.	98,49549	99,80227	1,306782
13.	91,62213	94,94693	3,324794
14.	60,61696	62,04538	1,428423
15.	59,09125	59,35289	0,261643
16.	59,17023	60,22542	1,055199
17.	65,21211	64,00454	-1,20757
18.	76,23782	74,3431	-1,89472
19.	71,59725	72,52313	0,925884
20.	64,56146	63,91747	-0,64399
21.	80,59264	78,98108	-1,61156
22.	56,97469	55,92089	-1,0538
23.	64,60723	63,25431	-1,35293
24.	68,31809	68,47896	0,16087
25.	72,8035	73,50012	0,696624
26.	89,2588	90,32116	1,062364
27.	59,98369	61,05393	1,070243
28.	75,71172	76,61522	0,903502
29.	79,62073	79,37281	-0,24791
30.	52,32252	51,57641	-0,74611
31.	80,37724	78,57244	-1,8048
32.	58,52621	59,84215	1,315942
33.	53,25258	53,03989	-0,21269

Tabel 3 Prediksi dan aktual data prophet

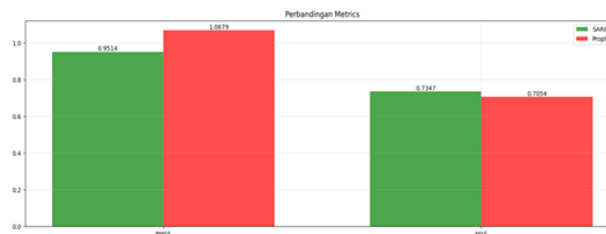
Bulan	<i>Actual</i>	<i>Predicted</i>	<i>Error</i>
1.	13,7454	13,2652	0,480203
2.	19,50714	20,26509	-0,75795
3.	17,31994	17,55277	-0,23283
4.	15,98658	15,47814	0,508448
5.	11,56019	10,74294	0,817242
6.	11,55995	11,43054	0,129404
7.	10,58084	10,15392	0,426919
8.	18,66176	18,65734	0,004422
9.	16,01115	15,82759	0,18356
10.	17,08073	17,3922	-0,31148
11.	10,20584	9,19375	1,012095
12.	19,6991	20,57269	-0,87359
13.	18,32443	20,54708	-2,22265
14.	12,12339	13,0783	-0,95491
15.	11,81825	11,99316	-0,17491
16.	11,83405	12,53945	-0,70541
17.	13,04242	12,23515	0,807268
18.	15,24756	13,98093	1,266635
19.	14,31945	14,93841	-0,61896
20.	12,91229	12,48178	0,430513

Bulan	Actual	Predicted	Error
21.	16,11853	15,04119	1,077342
22.	11,39494	10,69047	0,704473
23.	12,92145	12,017	0,904442
24.	13,66362	13,77116	-0,10754
25.	14,5607	15,0264	-0,4657
26.	17,85176	18,56196	-0,7102
27.	11,99674	12,7122	-0,71547
28.	15,14234	15,74634	-0,604
29.	15,92415	15,75841	0,165733
30.	10,4645	9,965722	0,498782
31.	16,07545	14,86893	1,206523
32.	11,70524	12,58496	-0,87972
33.	10,65052	10,50833	0,142186

Berikut adalah hasil evaluasi metrik dalam bentuk tabel, yang dapat dilihat pada Tabel 4 dan visualisasinya dapat dilihat pada Gambar 4,

Tabel 4 Matrik evaluasi dan perbandingan

Matrik Evaluasi	SARIMA	PROPHET
MAE	0,7347	0,7054
RMSE	0,9514	1,0679



Gambar 4 Visual Sarima Model

Pembahasan

Hasil penelitian ini membuktikan evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan dua metrik, yaitu *mean absolute error* (mae) dan *root mean squared error* (rmse), mae mengukur rata-rata perbedaan absolut antara nilai yang diprediksi dan data aktual tanpa mempertimbangkan arah kesalahan, nilai mae untuk model sarima adalah 0,7347, sementara untuk prophet adalah 0,7054, dalam hal ini, prophet menunjukkan kinerja yang lebih baik karena memiliki nilai mae yang lebih kecil, yang berarti kesalahan absolut rata-ratanya lebih rendah dibandingkan dengan sarima, sementara itu, rmse mengukur deviasi kuadrat rata-rata antara prediksi model dan data aktual, yang lebih sensitif terhadap kesalahan besar, hasil evaluasi menunjukkan bahwa sarima memiliki nilai rmse sebesar 0,9514, sementara prophet memiliki nilai rmse sebesar 1,0679, dengan nilai rmse yang lebih kecil, sarima dianggap lebih akurat dalam menangkap pola data dibandingkan dengan prophet berdasarkan mean squared error, oleh karena itu, meskipun prophet memiliki nilai mae yang lebih rendah, sarima unggul dalam metrik rmse, ini menunjukkan bahwa kedua model memiliki keunggulan masing-masing tergantung pada jenis kesalahan yang lebih ditekankan, dan pemilihan model terbaik dapat disesuaikan dengan konteks kebutuhan prediksi,

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa baik SARIMA maupun Prophet memiliki keunggulan masing-masing tergantung pada karakteristik data dan tujuan analisis, SARIMA menunjukkan keunggulan dalam hal akurasi terhadap fluktuasi besar dengan nilai RMSE yang lebih rendah, sehingga lebih tepat dalam meminimalkan kesalahan besar, Namun, model ini cenderung kurang cocok dengan tren yang jelas dan kurang responsif terhadap perubahan data yang cepat, Di sisi lain, Prophet unggul dalam nilai MAE, yang mencerminkan prediksi yang umumnya lebih konsisten, dan memiliki kemampuan yang lebih baik untuk menangkap tren jangka panjang

serta pola musiman yang kompleks, Prophet juga lebih fleksibel dan lebih mudah digunakan dalam menangani data dengan dinamika yang berubah atau mengandung pencilan, Secara keseluruhan, jika fokus utama adalah pada akurasi terhadap pencilan dan fluktuasi besar, SARIMA mungkin menjadi pilihan yang lebih baik, sementara Prophet unggul dalam prediksi yang stabil dan fleksibel yang mengikuti pola musiman dan tren jangka panjang dengan baik,

REFERENSI

- Amalia, E. I. (2021). *Nilai Industri Game Pada 2021 Mengalami Penurunan*. Hybrid. <https://hybrid.co.id/post/industri-game-pada-2021/>
- Aslam, F. muhammad, & Afghani, fadhli A. (2024). Comparing Monthly Rainfall Prediction in West Sumatra. *Indonesian Journal*, 7(1), 14–26. <https://doi.org/10.13057/ijas.v7i1.83187>
- Benedict, L., & Nusantara, U. M. (2022). *Prediksi Tingkat Kematian Covid-19 di Indonesia dengan menggunakan Metode Linear Regression*. 5–12.
- Butarbutar, W., Delsen, M. S. N. Van, & Djami, R. J. (2023). *Application of the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) Method to Forecast the Number of Vessel Passenger Departures at Yos Soedarso Ambon Port*. 4(2), 105–118.
- Gunawan, W., & Ramadani, M. (2023). Analisa Perbandingan Penerapan Metode SARIMA dan Prophet dalam Memprediksi Persediaan Barang PT XYZ. *Faktor Exacta*, 16(2), 88–97. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v16i2.13803>
- Jange, B. (2022). Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost. *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, 3(2), 231–237. <https://doi.org/10.47065/arbitrase.v3i2.495>
- 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>
- Muhammad Afif, Sabila, M. A., Sundari, S., & Wisnuadhi, Bambang, M. (2021). Analisis Algoritma Prophet untuk Memprediksi Harga Pangan di Kota Bandung. *Prosiding Industrial Research Workshop and National Seminar*, 12, 659–664.
- Mulyani, S., Hayati, D., & Sari, A. N. (2021). Analisis Metode Peramalan (Forecasting) Penjualan Sepeda Motor Honda Dalam Menyusun Anggaran Penjualan Pada PT Trio Motor Martadinata Banjarmasin. *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis*, 14(1), 178–189.
- Mu'minin, F., Fauziah, F., & Gunaryati, A. (2022). Prediksi Kunjungan Wisatawan Mancanegara Melalui Pintu Udara Menggunakan ARIMA, Glnet, dan Prophet. *Techno.Com*, 21(1), 149–157. <https://doi.org/10.33633/tc.v21i1.5695>
- Nugroho, B. I., Ma'arif, Z., & Arif, Z. (2022). Tinjauan Pustaka Sistematis: Penerapan Data Mining Metode Klasifikasi Untuk Menganalisa Penyalahgunaan Sosial Media. *Jurnal Sistem Informasi Dan ...*, 3(2), 46–51.
- Sanjaya, H., Angga Kurniawan, Ibnu Ickwantoro, Abdul Ra'uf Alfansani, Kusri, & Dina Maulina. (2023). Prediksi Jumlah Kejadian Titik Panas Pada Lahan Gambut Di Indonesia Menggunakan Prophet. *INFOTECH Journal*, 9(2), 354–360. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i2.6073>
- Santoso, R. S., & Sari Dewi, F. K. (2024). Konfigurasi Model Prophet Untuk Prediksi Harga Saham Sektor Teknologi di Indonesia Yang Akurat. *Jurnal Buana Informatika*, 15(01), 50–58. <https://doi.org/10.24002/jbi.v15i1.8634>
- Sekar Setyaningtyas, Indarmawan Nugroho, B., & Arif, Z. (2022). Tinjauan Pustaka Sistematis: Penerapan Data Mining Teknik Clustering Algoritma K-Means. *Jurnal Teknoif Teknik Informatika Institut Teknologi Padang*, 10(2), 52–61. <https://doi.org/10.21063/jtif.2022.v10.2.52-61>
- Setiawan, R. N., Informatika, P. S., Komunikasi, F., Informatika, D. A. N., & Surakarta, U. M. (2021). *Pembuatan Sistem Informasi Top Up Gaming*. X, 1–23.
- statista. (2021). *Game - Seluruh Dunia*. Statista. <https://www.statista.com/outlook/amo/media/games/worldwide#revenue>

- Suryanto, A. A. (2019). Penerapan Metode Mean Absolute Error (Mea) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi. *Saintekbu*, 11(1), 78–83. <https://doi.org/10.32764/saintekbu.v11i1.298>
- Zahrudin, Purnamasari, A. I., & Ali, I. (2023). Analisis Tren Penjualan Fashion Import Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Toko Air Gaul. *Jurnal Kecerdasan Buatan Dan Teknologi Informasi*, 3(2), 75–84. <https://doi.org/10.69916/jkbt.v3i2.127>