Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia (JPTI)
Vol. 5, No. 1, Januari 2025, Hal. 65-73
DOI: https://doi.org/10.52436/1.jpti.562
p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

Analisis Performa Algoritma XGBoost, GRU, dan Prophet dalam Peramalan Penjualan Obat untuk Optimasi Rantai Pasok Farmasi

Muhammad Taufik Hidayat[*1], Mulia Sulistiyono[2]

[1,2]Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta, Indonesia
Email: [1]muhtaufik@students.amikom.ac.id, [2]muliasulistiyono@amikom.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi manajemen stok farmasi dengan mengevaluasi efektivitas peramalan dari tiga algoritma deret waktu yang populer — XGBoost, GRU, dan Prophet — pada data penjualan obat. Masalah utama dalam manajemen stok farmasi adalah ketidakakuratan peramalan, yang dapat menyebabkan kehabisan stok atau kelebihan inventaris, sehingga berdampak pada biaya operasional dan kepuasan pelanggan. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan berbagai metrik, XGBoost menunjukkan performa terbaik dengan nilai MSE terendah sebesar 16,1885, RMSE sebesar 4,0234, MAE sebesar 2,6427, MAPE sebesar 4,3535%, dan R-Squared sebesar 0,9646 pada rasio data latih sebesar 60%. Sebaliknya, GRU dan Prophet menunjukkan hasil yang kurang stabil, dengan nilai kesalahan prediksi lebih tinggi di seluruh metrik. Temuan ini memberikan kontribusi signifikan bagi manajemen rantai pasok farmasi dengan mendukung strategi berbasis data yang dapat meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan konsumen.

Kata kunci: *GRU, Machine Learning, Penjualan Obat, Prophet, XGBoost.*

Performance Analysis of XGBoost, GRU, and Prophet Algorithms in Drug Sales Forecasting for Pharmaceutical Supply Chain Optimization

Abstract

This research aims to improve the efficiency and accuracy of pharmaceutical stock management by evaluating the forecasting effectiveness of three popular time series algorithms - XGBoost, GRU, and Prophet - on drug sales data. A key issue in pharmaceutical stock management is forecasting inaccuracy, which can lead to stock-outs or excess inventory, thus impacting operational costs and customer satisfaction. Based on the evaluation results using various metrics, XGBoost showed the best performance with the lowest MSE value of 16.1885, RMSE of 4.0234, MAE of 2.6427, MAPE of 4.3535%, and R-Squared of 0.9646 at a training data ratio of 60%. In contrast, GRU and Prophet showed less stable results, with higher prediction error values across all metrics. These findings make a significant contribution to pharmaceutical supply chain management by supporting data-driven strategies that can improve operational efficiency and customer satisfaction.

Keywords: *Drug Sales, GRU, Machine Learning, Prophet, XGBoost.*

1. PENDAHULUAN

Sistem pengendalian persediaan obat yang tidak efektif dapat mengakibatkan terjadinya stockout atau kelebihan stok, yang berdampak langsung pada biaya operasional dan kualitas layanan kesehatan. Penelitian di RSUP Dr. Sardjito Yogyakarta menunjukkan bahwa penerapan metode Minimum-Maximum Stock Level (MMSL) dapat meningkatkan efisiensi melalui pengurangan nilai persediaan sebesar 42,7% dan menurunkan kejadian stockout secara signifikan [1]. Namun, di era JKN, tantangan dalam rantai pasok farmasi semakin kompleks. Industri farmasi di Indonesia menghadapi ketidaksesuaian antara permintaan dan kebutuhan, yang sering kali meningkatkan risiko terjadinya overstock atau stockout. Selain itu, keterlambatan distribusi obat menjadi isu yang signifikan, terutama di wilayah dengan keterbatasan akses transportasi [2]. Hal ini menyoroti pentingnya pengelolaan rantai pasok yang terintegrasi untuk menjamin ketersediaan obat.

Untuk mengatasi tantangan ini, penelitian sebelumnya telah membahas berbagai metode pengendalian persediaan, tetapi belum secara komprehensif membandingkan performa algoritma peramalan dalam konteks industri farmasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas model peramalan tertentu dalam meningkatkan efisiensi rantai pasok farmasi, dengan fokus pada pengurangan stockout dan overstock.

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

Subramanian (2021), yang mencatat bahwa titik lemah dalam rantai pasokan kesehatan, terutama dalam peramalan permintaan, menimbulkan masalah serius di negara-negara berpenghasilan rendah dan menengah, semakin menekankan pentingnya peramalan yang akurat [3]. Studi ini menekankan bahwa memaksimalkan penggunaan sumber daya, mengurangi inefisiensi, dan meningkatkan aksesibilitas layanan kesehatan, semuanya bergantung pada peramalan yang akurat.

Menurut Chauhan dkk. (2023), teknologi yang muncul seperti *Blockchain*, *IoT*, *Cloud Computing*, *Artificial Intelligence* juga menunjukkan potensi untuk merevolusi manajemen rantai pasokan [4]. Meskipun studi lebih lanjut diperlukan untuk mengeksplorasi potensi pemanfaatan teknologi ini dalam memajukan praktik-praktik berkelanjutan, integrasi keduanya meningkatkan efisiensi operasional, meningkatkan transparansi, dan menyelaraskannya dengan tujuan-tujuan keberlanjutan.

Demikian pula Oubrahim dkk. (2023) dan Ma dkk. (2023) menekankan peran penting transformasi digital dalam mencapai kinerja rantai pasokan yang berkelanjutan [5], [6]. Sementara Oubrahim dkk. Mengeksplorasi dampaknya dalam perusahaan manufaktur Maroko, menyoroti efek mediasi dari integrasi rantai pasokan, Ma dkk. Berfokus pada sektor farmasi. Yang mana hal tersebut menggarisbawahi pentingnya teknologi digital dalam mengatasi tantangan logistik, meningkatkan transparansi, dan memastikan ketahanan melalui peningkatan berbagi informasi dan penelusuran.

Keseluruhan penelitian terdahulu ini memperkuat pentingnya memanfaatkan teknik peramalan yang canggih dan transformasi digital untuk membangun rantai pasokan yang berkelanjutan dan efisien dalam industri farmasi. Di antara teknologi algoritma peramalan yang paling praktis dan popular adlaah *XGBoost*, *GRU*, dan *Prophet*.

Memprediksi akurasi performa algoritma *XGBoost* yang terkenal dengan teknik boosting. Sebagai contoh, Bengo Jange dkk. (2022) melakukan penelitian peramalan stok harga Bank BCA dengan nilai *MAPE* 4.01% [7], Dengan mencapai akurasi yang tinggi Mirxat Alim dkk. (2020) menggunakan *XGBoost* untuk membandingkan akurasinya dengan *ARIMA* dalam memproyeksikan serangkaian kasus *brucellosis temporal* di Tiongkok dan menemukan bahwa *XGBoost* mengungguli *ARIMA* [8].

Selain *XGBoost*, algoritma *GRU* bekerja dengan baik untuk prediksi deret waktu. Abumohsen dan Owda (2023) menyelidiki keampuhan tiga algoritma yang berbeda dalam memperkirakan beban listrik Palestina. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *GRU* mengungguli algoritma lainnya, dengan nilai *R-Squared* sebesar 90.228% [9]. Chi Chen dkk. (2023) menganalisis prediksi penjualan pasar saham algoritme *GRU* untuk Tiongkok terhadap algoritme lain seperti *DNN*, *RNN*, dan *LSTM* tergantung pada metode yang mereka gunakan. Hasilnya menunjukkan bahwa *GRU* mengungguli para pesaingnya [10].

Selain XGBoost dan GRU, algoritma Prophet, yang dikembangkan oleh Facebook, juga banyak digunakan untuk peramalan deret waktu, khususnya untuk data yang menunjukkan kecenderungan spesifik dan tren musiman [11]. Penlitian yang dilakukan Rezqie Hardi Pratama and Putu Harry Gunawan (2024) melakukan penlitian peramalan jumlah tayangan YouTube dengan hasil R-squared 0.39 [12]. Penelitian lain juga dilakukan Christophorus Beneditto Aditya Satrio dkk. (2021) dengan menggunakan algoritma *Prophet* untuk meramalkan kasus COVID-19, Prophet melampaui ARIMA dalam prediksi jumlah kasus terkonfirmasi di Indonesia [13].

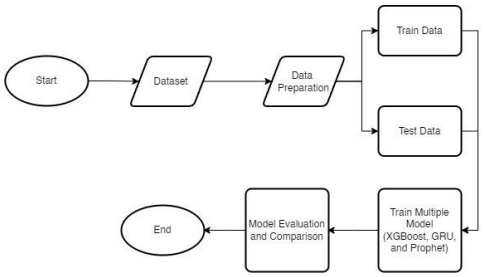
Dengan mempertimbangkan keuntungan dan kendala yang diidentifikasi dalam penelitian sebelumnya, penelitian ini berusaha untuk menilai performa prediksi dari *XGBoost*, *GRU*, dan *Prophet* untuk penjualan obat. Di antara beberapa kriteria yang akan digunakan dalam evaluasi adalah MAE, RMSE, MAPE, dan R-squared. Selain menawarkan berbagai macam model prediksi yang lebih akurat untuk peramalan penjualan obat, tujuannya adalah untuk memberikan saran yang berguna bagi bisnis farmasi dalam mengoptimalkan manajemen pasokan dan operasi rantai pasokan.

2. METODE PENELITIAN

Proses penelitian ini dijelaskan dalam ilustrasi Flowchart pada Gambar 1. Langkah pertama adalah menyiapkan dataset penjualan obat dari apotek yang mencakup periode 2014 hingga 2019. Selanjutnya, persiapan data dilakukan, di mana dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Setelah pembagian dataset, setiap model diterapkan, diikuti dengan evaluasi dan perbandingan model untuk mengidentifikasi model dengan kinerja terbaik.

Dengan menggunakan flowchart, peneliti dapat mengenali setiap komponen penting, memastikan tidak ada tahapan yang terlewatkan, serta meningkatkan efisiensi dan keberhasilan penelitian. Flowchart juga memudahkan peneliti dalam mengidentifikasi titik-titik keputusan yang krusial, seperti pemilihan metode analisis atau strategi pengolahan data, sehingga penelitian dapat berlangsung sesuai dengan rencana yang telah ditetapkan pada Gambar 1.

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Dataset dan Preprocesing

Dataset mencakup rentang waktu dari 2 Januari 2014 hingga 8 Oktober 2019 dengan total 2106 baris transaksi penjualan obat pada salah satu industri farmasi di Niš, Serbia yang tersedia pada situs Kaggle dan sudah dilakukan data *cleanning* seperti *outlier* dan *missing value* [14].. Transaksi-transaksi ini dikategorikan ke dalam delapan kelas obat yang berbeda, yang diidentifikasi dengan kode obat standar: "M01AB, M01AE, N02BA, N02BE/B, N05B, N05C, R03, dan R06", serta 1 kolom untuk tanggal penjualan (datum). Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mencakup beberapa kolom utama yang menjelaskan kategori dan deskripsi obat, seperti pada Tabel 2 berikut:

Tabel 1. Deskripsi Dataset

Kolom	Deskripsi
datum	Tanggal
M01AB	Produk antiinflamasi dan antirematik, non-steroid, turunan asam asetat dan zat terkait
M01AE	Produk antiinflamasi dan antirematik, non-steroid, turunan asam propionat
N02BA	Analgesik dan antipiretik lainnya, asam salisilat dan turunannya
N02BE/B	Analgesik dan antipiretik lainnya, pirazolon dan anilida
N05B	Obat psikotropika, obat ansiolitik
N05C	Obat psikotropika, obat hipnotik dan sedatif
R03	Obat untuk penyakit saluran napas obstruktif
R06	Obat untuk mengobati kondisi alergi

2.2. Data Preparation

Dataset kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian sesuai dengan rasio yang ditentukan, yaitu 80%:20%, 60%:40%, dan 40%:60%. Dengan menerapkan berbagai rasio pembagian dataset, diharapkan dapat diperoleh pemahaman yang lebih komprehensif mengenai pengaruh proporsi data pelatihan dan pengujian terhadap performa model.

2.3. Implementasi Model

Penelitian ini menggunakan tiga algoritma peramalan, yaitu XGBoost, GRU dan Prophet. Implementasi algoritma dilakukan dengan parameter tuning untuk memastikan performa optimal. Setiap algoritma diuji pada dataset yang sama untuk memastikan konsistensi perbandingan.

Extreme Gradient Boosting, umumnya disebut sebagai XGBoost, adalah metode pembelajaran mesin yang ampuh yang diakui untuk akurasi dan efisiensi yang tinggi dalam banyak penggunaan. Ini menciptakan pohon keputusan berurutan di mana setiap pohon bertujuan untuk memperbaiki kesalahan pendahulunya. Melalui proses berulang ini, XGBoost terus meningkatkan kinerja prediktifnya dengan menyempurnakan model untuk mengurangi kesalahan, membuatnya sangat efektif untuk tantangan prediksi yang rumit [15]. Berikut rumus yang mendasari XGBoost:

$$Obj = \sum_{i=1}^{n} L(y_i, \check{y}_i) + \sum_{t=1}^{T} \Omega(f_t) \qquad (1)$$

Dimana $\sum_{i=1}^{n} L(y_i, \check{y}_i)$ kesalahan diukur dengan total kesalahan prediksi dibandingkan dengan nilai prediksi. Secara khusus $\sum_{t=1}^{T} \Omega(f_t)$ adalah penalti kompleksitas yang mencegah model menjadi terlalu kompleks dengan menambahkan terlalu banyak pohon atau node [16].

Gated Recurrent Unit (GRU) adalah algoritma yang berasal dari pendekatan Recurrent Neural Network (RNN), yang memiliki kemiripan dengan rangkaian Long Short-Term Memory (LSTM). Dibandingkan dengan

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

LSTM, GRU memiliki desain yang lebih praktis. Perkalian berulang dari proses Backpropagation Through Time (BPTT) menyebabkan masalah termasuk Vanishing dan Exploding Gradients yang biasanya dialami oleh RNN konvensional. GRU menggunakan gerbang untuk mengatur aliran informasi di seluruh jaringan untuk menangani masalah ini [17]. Rumus utama dari GRU sebagai berikut:

a. Update Gate

$$z_t = \sigma(W_z \times h_{t-1} + U_z \times x_t) \quad (2)$$

Dimana W_z dan h_t adalah sesuatu yang dipelajari selama pelatihan, , h_(t-1) adalah *hidden state* dari langkah waktu sebelumnya, dan x_t adalah input untuk langkah waktu saat ini [18].

b. Reset Gate

$$r_t = \sigma(W_r \times h_{t-1} + U_r \times x_t) \quad (3)$$

Di mana W_r dan U_r juga merupakan parameter yang dipelajari selama proses pelatihan [18].

c. Candidate Hidden State

$$c_t = tan\, h(W_c \times h_{t-1} + U_c \times x_t) \quad (4)$$

Di mana W_r dan U_r lagi-lagi juga merupakan parameter yang dipelajari selama proses pelatihan [18].

d. Hidden State

$$h_t = (1 - z_t) \times h_{t-1} + z_t \times c_t \quad (5)$$

Jadi, kita dapat menambahkan informasi dari *hidden state* sebelumnya dan input saat ini untuk mengubah *hidden state* [18].

Prophet adalah algoritma peramalan yang dikembangkan oleh Facebook untuk mengatasi tantangan dalam menghasilkan prediksi di berbagai rangkaian waktu. Algoritme ini menggabungkan pemodelan yang fleksibel dan dikombinasikan dengan analisis kinerja yang kuat bagi pengguna untuk menggunakan metode yang mudah dan kuat dalam menghasilkan prakiraan yang bahkan dapat dilakukan tanpa memerlukan metode deret waktu sebelumnya dari pengguna [11]. Berikut rumus dari algoritma Prophet:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \in (t) \quad (6)$$

Dimana y(t) adalah keluaran prediksi dari model dan Rumus yang digunakan untuk masing-masing algoritma Prophet adalah seperti yang ditunjukkan di berikut ini. Dimana g(t) adalah jangka waktu linier untuk beberapa interval waktu, dan s(t) adalah komponen musiman yang ingin kita perhitungkan, apakah itu siklus mingguan, bulanan, atau tahunan. h(t) untuk liburan atau acara khusus lainnya, dan ∈(t) adalah error term dari data [19].

2.4. Evaluasi Metrik

Penulis menggunakan beberapa ukuran penilaian dalam penelitian ini untuk membantu mengevaluasi kinerja masing-masing model. Berikut penjelasan metrik evaluasi yang digunakan:

Mean Squared Error (MSE) adalah suatu ukuran statistik yang menganalisis seberapa akurat suatu model dapat memprediksi suatu nilai dengan menentukan rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai yang diprediksi dan nilai yang diamati. Nilai MSE yang lebih rendah menunjukkan akurasi yang lebih tinggi untuk model tersebut karena menunjukkan seberapa baik nilai prediksi sesuai dengan data aktual. Mean Squared Error (MSE) menonjolkan perbedaan yang signifikan karena mekanisme kuadrat menghasilkan penilaian menyeluruh terhadap presisi prediksi [20]. Berikut rumus MSE:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \check{y}_i)^2 \quad (7)$$

Dimana n adalah jumlah total sampel dalam dataset, y_i adalah nilai target aktual untuk contoh *i*, yang berarti variabel ruangan yang ingin kita prediksi. Sebaliknya, $\check{y}_i$ menunjukkan nilai yang diprediksi oleh model untuk sampel ke-*i* [21].

Root Mean Squared Error (RMSE) adalah persamaan yang menekankan kesalahan yang lebih besar dengan mengkuadratkan perbedaannya, sehingga sangat berguna untuk mengidentifikasi model dengan kesalahan peramalan yang cukup besar [22]. Rumus dari RMSE sebagai berikut:

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \check{y}_i)^2} \quad (8)$$

Mirip dengan MSE, RMSE hanyalah akar kuadrat dari hasil perhitungan MSE [23].

Mean Absolute Error (MAE) adalah statistik utama untuk mengevaluasi kualitas model regresi dengan mengukur ukuran rata-rata kesalahan prediksi, terlepas dari arahnya. Mean absolute error (MAE) adalah rata-rata perbedaan absolut antara nilai aktual dan prediksi; MAE adalah ukuran yang jelas mengenai seberapa baik model, karena memberikan gambaran mengenai seberapa jauh prediksi dalam unit yang mudah ditafsirkan dari data. Ini terutama mewakili jarak rata-rata prediksi dari nilai aktual dan karenanya merupakan indikator yang mudah untuk mengukur kinerja model. Nilai MAE yang lebih rendah menunjukkan kinerja model yang lebih baik dengan kesalahan prediksi yang lebih kecil. Berikut rumus MAE:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

Dimana "n" di sini berarti jumlah sampel atau observasi dalam dataset tersebut. 'y_i' adalah semua target aktual atau nyata untuk pengamatan ke-i yang ingin diprediksi. Sebaliknya, $\check{y}_i$ menunjukkan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model untuk sampel ke-i. Mean Absolute Error (MAE) dihitung dengan mengambil rata-rata perbedaan absolut antara nilai prediksi model dan nilai sebenarnya 'y_i'. Model ini menilai kesalahan rata-rata model dengan hanya menekankan pada besarnya kesalahan, terlepas dari apakah kesalahan itu positif atau negatif sehingga menghasilkan skor non-negatif yang mewakili seberapa baik model tersebut memprediksi [24].

"Mean Absolute Percentage Error" (MAPE) adalah rata-rata kesalahan prediksi dalam bentuk persentase. Berikut ini adalah rumus MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \times 100 \quad (10)$$

Sama seperti MAE, kecuali bahwa ia harus dikalikan 100 untuk mendapatkan nilai persentase.

R-squared atau "Koefisien Determinasi" adalah ukuran seberapa besar variasi dalam variabel dependen dapat dijelaskan oleh variabel independen (atau variabel) dalam model regresi. Nilai R-squared yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model menjelaskan lebih banyak varians dalam data, yang berarti kecocokan yang lebih baik; ketika R-squared bergerak ke arah 1 berarti ini adalah indikasi bahwa sebagian besar variabilitas, dicakup dengan rentang yang kuat oleh model. Sebaliknya, nilai R-squared yang lebih rendah menunjukkan bahwa model tersebut tidak hanya tidak dapat menjelaskan semua (atau semua) varians variabel dependen kita, tetapi juga menunjukkan bahwa model ini kurang optimal. Metrik tersebut penting dalam menentukan seberapa baik model dapat menjelaskan, lihat kecocokan model untuk regresi [25]. Berikut rumus R-squared:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \quad (11)$$

Dimana $\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2$ adalah bagian dari lingkungan yang dijelaskan (tidak diprediksi karena regressor ini tidak memprediksi apa pun pada tingkat ini) oleh model dan $\check{y}_i$ nilai prediksi dari model regresi $\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2$ adalah total lingkungan di sekitar variabel dependen dan $\bar{y}$ adalah rata-rata dari semua yang diamati y_i [26].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Dataset dan Preprocesing

Dataset yang peneliti gunakan adalah 2106 baris transaksi penjualan obat. Berikut Tabel 2 merupakan contoh dataset sebelum dilakukan *preprocessing*:

Tabel 2. Sample Dataset

datum	M01AB	M01AE	N02BA	N02BE	N05B	N05C	R03	R06
2014-01-02	0.0	3.67	3.4	32.40	7.0	0.0	0.0	2.0
2014-01-03	8.0	4.00	4.4	50.60	16.0	0.0	20.0	4.0
2014-01-04	2.0	1.00	6.5	61.85	10.0	0.0	9.0	1.0
2014-01-05	4.0	3.00	7.0	41.10	8.0	0.0	3.0	0.0
2014-01-06	5.0	1.00	4.5	21.70	16.0	2.0	6.0	2.0

Tabel 2 menunjukkan sampel data penjualan harian untuk berbagai kategori obat. Setiap baris menunjukkan jumlah unit obat yang terjual untuk setiap kode obat pada tanggal tertentu. Sebagai contoh, pada tanggal 2

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

Januari 2014, tidak ada penjualan untuk kategori M01AB, tetapi ada 3,67 unit obat kategori M01AE yang terjual. Penjualan untuk semua kategori obat dijumlahkan untuk mendapatkan total penjualan yang tercatat di kolom *quantity*.

Tabel 3. Hasil Penjumlahan Penjualan Obat

datum	quantity
2014-01-02	48.7
2014-01-03	107.00
2014-01-04	91.35
2014-01-05	66.10
2014-01-06	58.20

Tabel 3 menggambarkan total jumlah obat yang terjual setiap harinya, dihitung sebagai jumlah dari semua kategori obat. Sebagai contoh, pada tanggal 2 Januari 2014, total penjualan adalah 48,7 unit dari semua kategori obat.

3.2. Hasil Data Preparation

Pembagian data pelatihan dan pengujian dilakukan dengan berbagai rasio untuk mengevaluasi pengaruhnya terhadap performa model. Hasil pembagian data dapat dilihat pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Hasil Pembagian Data

Ratio	Pembagian data latih dan uji	
	Data Latih	Data Uji
80%:20%	1682	421
60%:40%	1261	842
40%:60%	841	1262

Tabel 4 menunjukkan hasil pembagian data berdasarkan tiga rasio yang diterapkan. Rasio 80%:20% menghasilkan 1682 baris data pelatihan dan 421 baris data pengujian. Sebaliknya, rasio 40%:60% menghasilkan lebih banyak data pengujian (1262 baris) dibandingkan data pelatihan (841 baris). Pembagian ini dilakukan untuk mengevaluasi bagaimana jumlah data pelatihan dan pengujian memengaruhi performa algoritma yang digunakan dalam penelitian.

3.3. Hasil Implementasi Model dan Evaluasi Metrik

Berikut ini adalah hasil implementasi tiga algoritma, yaitu XGBoost, GRU, dan Prophet, dengan evaluasi menggunakan metrik performa.

Tabel 5. Hasil Implementasi Algoritma XGBoost

Rasio	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R-Squared
80%:20%	18.1041	4.2548	2.7484	4.2567	0.9656
60%:40%	16.1885	4.0234	2.6427	4.3535	0.9646
40%:60%	34.7368	5.8937	3.5284	24.6781	0.9288

Pada Tabel 5 algoritma XGBoost menunjukkan performa terbaik pada rasio 60%:40%, dengan nilai MSE terendah 16.1885 dan R-Squared sebesar 0.9646. Rasio 40%:60% menunjukkan penurunan performa, dengan MSE lebih tinggi dan R-Squared lebih rendah dibandingkan rasio lainnya.

Tabel 6. Hasil Implementasi Algoritma GRU

Rasio	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R-Squared
80%:20%	406.3263	20.1755	14.5747	22.0148	0.2284
60%:40%	363.3715	19.0623	14.3345	25.2315	0.2056
40%:60%	373.0148	19.3153	14.3195	24.6781	0.2359

Tabel 6 menunjukkan algoritma GRU memiliki performa yang kurang optimal dibandingkan XGBoost, dengan MSE yang jauh lebih tinggi dan R-Squared yang lebih rendah. Performa terbaik tercatat pada rasio 80%:20%, meskipun masih jauh dari optimal.

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

Tabel 7. Hasil Implementasi Algoritma Prophet

Rasio	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R-Squared
80%:20%	447.8139	21.1616	16.3079	28.1439	0.1496
60%:40%	1992.3098	44.6352	38.1414	62.0087	-3.3553
40%:60%	1018.4509	31.9131	27.0041	55.3006	-1.0862

Pada Tabel 7 algoritma Prophet menunjukkan performa terburuk di antara ketiga algoritma yang diuji. Rasio 80%:20% memberikan hasil terbaik dengan MSE 447.8139 dan R-Squared sebesar 0.1496. Rasio lainnya menunjukkan performa yang lebih buruk dengan R-Squared negatif, mengindikasikan model kurang cocok untuk dataset ini.

3.4. Diskusi

Penelitian ini mendukung temuan Bengo Jange dkk dan Mirxat Alim dkk, yang menunjukkan keunggulan algoritma XGBoost dalam prediksi deret waktu berkat kemampuannya mengolah data dengan pola yang kompleks dan non-linear. Namun, berbeda dengan penelitian tersebut, studi ini turut mengevaluasi algoritma GRU dan Prophet, yang keduanya menunjukkan performa lebih rendah pada dataset yang digunakan.

Kinerja Prophet yang buruk, terlihat dari nilai R-Squared negatif, menunjukkan bahwa model ini kurang mampu menangkap pola temporal yang signifikan dalam data farmasi. Di sisi lain, meskipun GRU dirancang untuk mengolah data sekuensial, algoritma ini tidak mampu mengungguli XGBoost pada berbagai rasio pembagian data latih dan uji.

Hasil penelitian ini menyoroti pentingnya memilih algoritma yang sesuai dengan karakteristik data dalam rantai pasok farmasi. Penerapan algoritma XGBoost diharapkan dapat meningkatkan akurasi peramalan kebutuhan obat, sehingga mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan stok, serta meningkatkan efisiensi operasional dalam pengelolaan inventori farmasi..

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa algoritma XGBoost memberikan performa terbaik dibandingkan dengan GRU dan Prophet dalam peramalan penjualan obat pada industri farmasi. Dengan nilai MSE terendah sebesar 16.1885 dan R-Squared mencapai 0.9646 pada rasio data latih dan uji 60%:40%, XGBoost terbukti mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan andal. Sebaliknya, algoritma Prophet menunjukkan performa yang kurang optimal, dengan sebagian besar hasil metrik evaluasi berada pada tingkat yang jauh lebih rendah, bahkan menghasilkan nilai R-Squared negatif. GRU, meskipun memiliki kemampuan menangani data sekuensial, juga tidak mampu menyaingi performa XGBoost.

Hasil penelitian ini memberikan rekomendasi penting bagi industri farmasi untuk mempertimbangkan integrasi algoritma XGBoost dalam sistem manajemen persediaan obat mereka. Penerapan model ini diharapkan dapat mengurangi risiko *stockout* dan *overstock*, meningkatkan efisiensi operasional, serta memastikan ketersediaan obat secara berkelanjutan. Selain itu, penelitian ini juga membuka peluang untuk eksplorasi lebih lanjut terkait pengembangan model hybrid yang menggabungkan keunggulan XGBoost dengan algoritma berbasis neural network, seperti GRU, guna meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan.

Implikasi lain dari penelitian ini adalah pentingnya penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam untuk memastikan generalisasi hasil. Penelitian selanjutnya dapat memanfaatkan data dari berbagai wilayah atau kondisi pasar yang berbeda untuk meningkatkan relevansi model dalam skala yang lebih luas. Dengan pendekatan ini, diharapkan pengelolaan rantai pasok farmasi dapat terus ditingkatkan untuk mendukung pelayanan kesehatan yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] T. R. Indarti, S. Satibi, and E. Yuniarti, “Pengendalian Persediaan Obat dengan Minimum-Maximum Stock Level di Instalasi Farmasi RSUP Dr. Sardjito Yogyakarta,” *JURNAL MANAJEMEN DAN PELAYANAN FARMASI (Journal of Management and Pharmacy Practice)*, vol. 9, no. 3, p. 192, Sep. 2019, doi: 10.22146/jmpf.45295.

[2] S. Satibi, A. Fudholi, E. C. Tuko, and G. L. Swastiandari, “The Inventory Control, Storage Facilities and Distribution at Pharmaceutical Industry in Supporting Drugs Availability of JKN Era,” *JURNAL MANAJEMEN DAN PELAYANAN FARMASI (Journal of Management and Pharmacy Practice)*, vol. 9, no. 1, p. 27, Mar. 2019, doi: 10.22146/jmpf.43162.

[3] L. Subramanian, “Effective Demand Forecasting in Health Supply Chains: Emerging Trend, Enablers,

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

and Blockers," *Logistics*, vol. 5, no. 1, Mar. 2021, doi: 10.3390/logistics5010012.

[4] S. Chauhan, R. Singh, A. Gehlot, S. V. Akram, B. Twala, and N. Priyadarshi, "Digitalization of Supply Chain Management with Industry 4.0 Enabling Technologies: A Sustainable Perspective," *Processes*, vol. 11, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.3390/pr11010096.

[5] I. Oubrahim, N. Sefiani, and A. Happonen, "The Influence of Digital Transformation and Supply Chain Integration on Overall Sustainable Supply Chain Performance: An Empirical Analysis from Manufacturing Companies in Morocco," *Energies (Basel)*, vol. 16, no. 2, Jan. 2023, doi: 10.3390/en16021004.

[6] J. Y. Ma, L. Shi, and T. W. Kang, "The Effect of Digital Transformation on the Pharmaceutical Sustainable Supply Chain Performance: The Mediating Role of Information Sharing and Traceability Using Structural Equation Modeling," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.3390/su15010649.

[7] B. Jange, "Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost," *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, vol. 3, no. 2, pp. 231–237, Nov. 2022, doi: 10.47065/arbitrase.v3i2.495.

[8] M. Alim, G. H. Ye, P. Guan, D. S. Huang, B. Sen Zhou, and W. Wu, "Comparison of ARIMA model and XGBoost model for prediction of human brucellosis in mainland China: A time-series study," *BMJ Open*, vol. 10, no. 12, Dec. 2020, doi: 10.1136/bmjopen-2020-039676.

[9] M. Abumohsen, A. Y. Owda, and M. Owda, "Electrical Load Forecasting Using LSTM, GRU, and RNN Algorithms," *Energies (Basel)*, vol. 16, no. 5, Mar. 2023, doi: 10.3390/en16052283.

[10] C. Chen, L. Xue, and W. Xing, "Research on Improved GRU-Based Stock Price Prediction Method," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 15, Aug. 2023, doi: 10.3390/app13158813.

[11] S. J. Taylor and B. Letham, "Forecasting at Scale," 2017, doi: 10.7287/peerj.preprints.3190v2.

[12] R. H. Pratama and P. H. Gunawan, "YouTube Viewership Increation Analysis and Prediction using Facebook Prophet Model," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 8, no. 1, p. 383, Jan. 2024, doi: 10.30865/mib.v8i1.7240.

[13] C. B. Aditya Satrio, W. Darmawan, B. U. Nadia, and N. Hanafiah, "Time series analysis and forecasting of coronavirus disease in Indonesia using ARIMA model and PROPHET," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2021, pp. 524–532. doi: 10.1016/j.procs.2021.01.036.

[14] Milan Zdravković, "Pharma sales data," 2020, doi: 10.34740/kaggle/ds/466126.

[15] A. Prakash, J. Thangaraj, S. Roy, S. Srivastav, and J. K. Mishra, "Model-Aware XGBoost Method Towards Optimum Performance of Flexible Distributed Raman Amplifier," *IEEE Photonics J*, vol. 15, no. 4, Aug. 2023, doi: 10.1109/JPHOT.2023.3286272.

[16] L. Yan and Y. Xu, "XGBoost-Enhanced Graph Neural Networks: A New Architecture for Heterogeneous Tabular Data," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 13, Jul. 2024, doi: 10.3390/app14135826.

[17] U. I. Arfianti, D. C. R. Novitasari, N. Widodo, Moh. Hafiyusholeh, and W. D. Utami, "Sunspot Number Prediction Using Gated Recurrent Unit (GRU) Algorithm," *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 15, no. 2, p. 141, Apr. 2021, doi: 10.22146/ijccs.63676.

[18] M. Zhang *et al.*, "Application of Gated Recurrent Unit Neural Network for Flood Extraction from Synthetic Aperture Radar Time Series," *Water (Switzerland)*, vol. 15, no. 21, Nov. 2023, doi: 10.3390/w15213779.

[19] T. Toharudin, R. S. Pontoh, R. E. Caraka, S. Zahroh, Y. Lee, and R. C. Chen, "Employing long short-term memory and Facebook prophet model in air temperature forecasting," *Commun Stat Simul Comput*, vol. 52, no. 2, pp. 279–290, 2023, doi: 10.1080/03610918.2020.1854302.

[20] D. Sitompul and R. Puspasari, "Perancangan Aplikasi Peramalan Penjualan Minyak Solar PT. Willy Dwi Perkasa Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing Design of Solar Oil Sales Forecasting Application PT. Willy Dwi Perkasa uses the Single Exponential Smoothing Method," 2023. [Online]. Available: http://kti.potensi-utama.ac.id/index.php/JUREKSI/index

[21] K. Posch, C. Truden, P. Hungerländer, and J. Pilz, "A Bayesian Approach for Predicting Food and Beverage Sales in Staff Canteens and Restaurants," May 2020, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.06.001.

[22] A. Satyo Bayangkari Karno, J. K. Noer Ali, and K. Bekasi, "Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI Dengan Mesin Belajar LSTM (Long ShortTerm Memory)," *Journal of Information and Information Security (JIFORTY)*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2020, [Online]. Available:

p-ISSN: 2775-4227
e-ISSN: 2775-4219

http://ejurnal.ubharajaya.ac.id/index.php/jiforty

[23] Sabar Sautomo and Hilman Ferdinandus Pardede, "Prediksi Belanja Pemerintah Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 99–106, Feb. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2815.

[24] S. M. Robeson and C. J. Willmott, "Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components," *PLoS One*, vol. 18, no. 2 February, Feb. 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0279774.

[25] Y. Wang, Z. Yan, and L. Xing, "A Movie Score Prediction Model Based on XGBoost Algorithm," in *Proceedings - 2021 International Conference on Culture-Oriented Science and Technology, ICCST 2021*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 486–491. doi: 10.1109/ICCST53801.2021.00108.

[26] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation," *PeerJ Comput Sci*, vol. 7, pp. 1–24, 2021, doi: 10.7717/PEERJ-CS.623.