

Penerapan Algoritma *Prophet* Dalam Peramalan Ketersediaan Stok Obat Penyakit Asma (Studi Kasus: Yayasan Kesehatan X)

1st Revanda Octavian

Departemen Sistem Informasi
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

revanocta@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Oktariani Nurul Pratiwi

Departemen Sistem Informasi
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

onurulp@telkomuniversity.ac.id

3rd Alfian Akbar Gozali

Departemen Rekayasa Perangkat Lunak
Fakultas Ilmu Terapan
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

alfian@telkomuniversity.ac.id

Pengelolaan ketersediaan obat yang memadai sangat penting dalam penjaminan mutu kesehatan. Namun, banyak fasilitas kesehatan, termasuk Yayasan Kesehatan Swasta X, menghadapi masalah ketidakseimbangan stok obat (kelebihan atau kekurangan) yang berdampak negatif pada pasien dan efisiensi operasional. Permasalahan ini diperparah oleh kebijakan distribusi farmasi yang memprioritaskan fasilitas pemerintah serta variasi kebutuhan obat berdasarkan jenis penyakit kronis seperti Asma. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode peramalan *time series* menggunakan *Prophet* dari periode Januari 2021 hingga Desember 2024. *Prophet* dipilih karena kemampuannya dalam menangani *trend*, *seasonality*, dan *holiday* yang kompleks pada data. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang menunjukkan hasil akurasi tinggi. Nilai MAPE berkisar antara 10.54% hingga 30.47% dan nilai RMSE antara 0.24 hingga 0.71. Hasil ini mengindikasikan bahwa model *Prophet* mampu memprediksi kebutuhan stok obat dengan tingkat kesalahan yang rendah, meskipun terdapat batasan dalam menangkap fluktuasi ekstrem atau perubahan mendadak. Peramalan ini dapat menjadi landasan strategis untuk pengambilan keputusan pengadaan, memastikan ketersediaan stok obat, serta meningkatkan efisiensi operasional dan kualitas pelayanan kesehatan secara optimal di Yayasan Kesehatan Swasta X.

Kata kunci— Peralaman, Stok Obat, *Time Series*, *Prophet*, Asma.

I. PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan hak asasi seorang manusia sekaligus merupakan investasi keberhasilan pembangunan Bangsa Indonesia [1]. Oleh karena itu, perlu diadakannya pembangunan kesehatan secara merata dan kontinu. Salah satu unsur penting dalam penjaminan mutu kesehatan adalah dengan adanya ketersediaan obat yang memadai agar mampu memenuhi kebutuhan kesehatan di masyarakat [2]. Ketersediaan stok obat yang memadai pada suatu instansi kesehatan sangat penting untuk memenuhi kebutuhan pelanggan dalam mencari obat yang dibutuhkan [3]. Namun, banyak instansi kesehatan, termasuk Yayasan Kesehatan Swasta X, menghadapi keadaan di mana persediaan obat tidak seimbang, baik itu kelebihan atau kekurangan, yang memiliki dampak negatif yang merugikan baik bagi pelanggan maupun bagi instansi kesehatan itu sendiri [4].

Ketidaktersediaan obat yang dibutuhkan, tentunya membuat kecewa masyarakat yang saat itu sangat membutuhkan obat tersebut. Sedangkan melimpahnya obat yang kurang dibutuhkan berpotensi menimbulkan kerugian karena biaya pengelolaan inventaris yang tinggi [5].

Distribusi obat di Indonesia menghadapi tantangan signifikan dari aspek regulasi, khususnya karena industri farmasi cenderung memprioritaskan pasokan obat kepada fasilitas kesehatan milik pemerintah. Akibatnya, ketika pasokan obat tertentu mengalami kelangkaan, fasilitas kesehatan swasta kerap kesulitan dalam memperoleh obat-obatan yang dibutuhkan untuk operasional mereka [6]. Selain faktor distribusi pengelolaan ketersediaan obat, jenis penyakit yang diderita oleh pasien juga sangat mempengaruhi kebutuhan terhadap jenis dan jumlah obat tertentu. Misalnya, penyakit Asma yang bersifat kronis sehingga memerlukan pengobatan jangka panjang dengan jenis obat-obatan spesifik yang apabila obat tersebut tidak tersedia, pasien harus mencari obat di fasilitas lain, yang tentu akan berdampak pada efektivitas layanan kesehatan [7].

Oleh karena itu, sangat penting mengimplementasikan sistem yang mampu melakukan peramalan stok obat secara optimal. Implementasi sistem ini memungkinkan fasilitas kesehatan untuk meramalkan obat yang dibutuhkan secara akurat. Peramalan secara umum merupakan proses memperkirakan nilai masa depan dari suatu variabel berdasarkan data historis [8]. Peramalan yang akurat secara langsung dapat meningkatkan efisiensi dan memastikan ketersediaan obat esensial yang dibutuhkan, ini penting untuk mencapai kualitas pelayanan kesehatan yang optimal.

Untuk mencapai peramalan yang akurat, terdapat beberapa algoritma yang bisa digunakan untuk peramalan deret waktu (*time series forecasting*), seperti ARIMA, *Random Forest*, *Naïve Bayes*, dan *Prophet* [9]. Penelitian mengenai peramalan ketersediaan stok obat telah banyak dilakukan dengan berbagai pendekatan, seperti ARIMA, *Neural Networks*, dan LSTM. Namun, metode-metode tersebut masih memiliki batasan dalam mengatasi pola musiman dan tren jangka panjang yang sering berpengaruh terhadap dinamika permintaan serta distribusi obat. Di sisi lainnya, *Prophet* mampu mengatasi tantangan itu dengan lebih efektif melalui struktur model yang dapat memisahkan komponen *trend*, *seasonality*, dan *holidays effect*. Di samping

itu, *Prophet* juga dapat memperhitungkan peristiwa-peristiwa tertentu, seperti hari libur nasional atau momen khusus yang memengaruhi pola permintaan obat [10].

Dengan demikian, tujuan penelitian ini adalah untuk menerapkan metode *Prophet* dalam meramalkan ketersediaan obat untuk penyakit Asma dengan menggunakan data historis. Hasil prediksi bisa menjadi landasan untuk pengambilan keputusan yang lebih tepat, sehingga ketersediaan obat untuk penyakit Asma dapat diramalkan dan diatur dengan lebih efisien sesuai kebutuhan di waktu yang akan datang. Melalui penerapan sistem ini, Yayasan Kesehatan Swasta X dapat memperkirakan stok obat berdasarkan data masa lalu, sehingga pengelolaan persediaan menjadi lebih seimbang dan efisien.

II. KAJIAN TEORI

Kajian teori berikut menyajikan tinjauan komprehensif terhadap literatur relevan yang menjadi dasar konseptual penelitian ini.

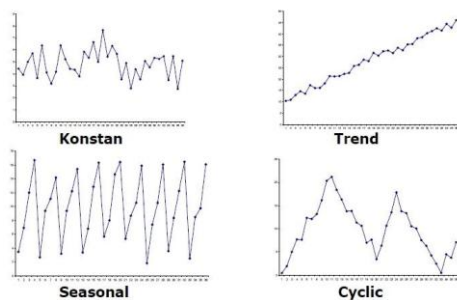
A. Peramalan

Forecasting secara umum sebagai proses memperkirakan nilai masa depan dari suatu variabel atau deret waktu berdasarkan data historis dan informasi yang tersedia. Peramalan adalah metode untuk memperkirakan suatu nilai di masa depan dengan menggunakan data masa lalu [8]. Prediksi masa depan juga dapat mengandalkan keahlian dan pengalaman (*judgment*) yang didasari data historis. Kemampuan memprediksi ini sangat bermanfaat di berbagai bidang, seperti peramalan penjualan, prakiraan cuaca, analisis daya beli, hingga proyeksi kondisi iklim [11].

B. Ketersediaan Obat

Obat adalah suatu zat yang dapat mempengaruhi proses hidup dan suatu senyawa yang digunakan untuk mencegah, mengobati, mendiagnosis penyakit/gangguan, atau menimbulkan suatu kondisi tertentu. Obat dapat untuk mengobati penyakit, mengurangi gejala atau memodifikasi proses kimia dalam tubuh [12]. Untuk memastikan ketersediaan stok obat berkualitas, hal ini dapat diwujudkan melalui perencanaan pengelolaan stok obat yang tepat. Masalah yang berkaitan dengan obat dapat muncul dari berbagai elemen yang berhubungan dengan pengelolaan logistik obat seperti perencanaan obat, penerimaan obat, distribusi obat, penyimpanan obat, dan proses lainnya [13].

C. Time Series



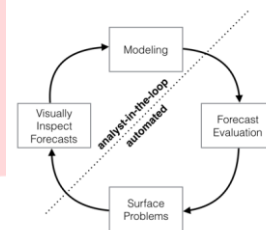
GAMBAR 1

Grafik Komponen Dasar *Time Series* [14]

Time series adalah kumpulan data yang diurutkan berdasarkan waktu dengan interval tertentu, seperti harian, mingguan, atau bulanan. Analisis *time series* bertujuan untuk mengidentifikasi pola, tren, dan fluktuasi dalam data guna mendukung prediksi dan pengambilan keputusan yang lebih akurat berdasarkan perubahan dari waktu ke waktu [15]. *Time series* adalah dataset yang biasanya disajikan dalam bentuk grafik garis dengan *time* sebagai *x-axis* dan values sebagai *y-axis*. Terdapat 4 komponen dasar pada *time series*, yaitu *trend*, *seasonality*, *cyclic*, dan *irregular*.

D. Prophet

Prophet merupakan model yang mengadopsi *generalized additive model* (GAM) untuk menyesuaikan dengan *smoothing and forecasting functions*.



GAMBAR 2

Skema *Forecasting Prophet* [16]

Dalam model *Prophet*, proses peramalan dimulai dengan visualisasi data untuk memberikan gambaran awal dalam pembentukan model. Proses kedua merupakan pembentukan model dengan melakukan proses *tuning* terhadap parameter *trend*, *seasonality*, *holiday*, dan komponen lainnya. Maka persamaan model *Prophet* menjadi sebagai berikut [17].

$$Y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon(t) \quad (1)$$

Dengan:

$g(t)$: *Trend / Growth function*

$s(t)$: *Seasonality function*

$h(t)$: *Holiday function*

$\epsilon(t)$: *Error*

Model *Prophet* menguraikan *time series* ke dalam beberapa komponen utama yang bekerja secara aditif untuk membentuk peramalan, yaitu:

1. Trend

$$g(t) = (k + a(t)^T \delta) t + (m + a(t)^T \gamma) \quad (2)$$

$$a_j(t) = \begin{cases} 1, & \text{jika } t \geq s_j \\ 0, & \text{sebaliknya} \end{cases}$$

Persamaan diatas merupakan fungsi *trend* berdasarkan *changepoint prior scale* yang digunakan untuk mengatur tingkat fleksibilitas dari *trend*. Tujuan nya adalah untuk mengatasi masalah *over fitting* dan *under fitting*.

2. Seasonality

$$X(t) = \cos\left(\frac{2\pi 1t}{P}\right), \sin\left(\frac{2\pi 1t}{P}\right), \dots, \cos\left(\frac{2\pi Nt}{P}\right), \sin\left(\frac{2\pi Nt}{P}\right)$$

$$s(t) = X(t)\beta$$

(3)

Persamaan diatas merupakan fungsi *seasonality* yang dibuat berdasarkan *Fourier Series* bertujuan untuk menyediakan fleksibilitas model. Komponen *seasonality*

dapat diatur sebagai *additive model* atau *multiplicative model* yang akan berisi *log transformation* [17].

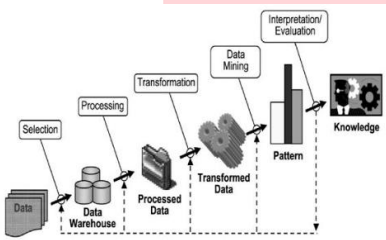
3. *Holiday*

$$h(t) = Z(t)k \tag{4}$$

Persamaan diatas merupakan fungsi *holiday and event* yang berfungsi untuk menyesuaikan ke dalam sistem yang memiliki data tidak periodik pada waktu tertentu.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Pada proses *data mining*, terdapat susunan proses yang dinamakan *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Dalam proses KDD, data yang awalnya hanya sekumpulan angka atau fakta, diolah dengan mencari data yang valid, sesuatu yang baru, dan memiliki manfaat hingga muncul pola yang bermanfaat seperti untuk prediksi atau pengambilan keputusan [18]. Berikut merupakan tahapan KDD secara detail [19]:



GAMBAR 3
Tahapan Proses KDD [18]

A. *Data Selection*

Tahapan pertama adalah *data selection*, yaitu proses menyeleksi data yang relevan dari kumpulan data yang besar. Data yang telah dipilih pada tahap ini akan digunakan dalam proses *data mining* pada tahap berikutnya.

B. *Pre-processing Data*

Tahap ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas yang baik dan tingkat akurasi yang tinggi. Proses ini mencakup pembersihan data dengan cara menghapus data yang tidak lengkap, tidak konsisten, atau tidak valid, sehingga data yang tersisa benar-benar layak untuk dianalisis lebih lanjut.

C. *Data Transformation*

Pada tahap ini, data diubah atau disesuaikan agar cocok dengan metode data mining yang akan digunakan. Data akan diformat ke dalam bentuk tertentu, sehingga data yang tidak sesuai dengan format tersebut akan dihilangkan. Hasilnya adalah kumpulan data yang relevan dan memiliki kualitas yang sesuai untuk dianalisis.

D. *Data Mining*

Tahap ini melibatkan penerapan berbagai teknik atau metode analisis untuk mengeksplorasi dan menggali pola dari data yang telah disiapkan. Tujuannya adalah memperoleh informasi atau pengetahuan baru yang bernilai dari data tersebut.

E. *Interpretation/Evaluation (Evaluation)*

Pada tahap ini, hasil dari proses *data mining* dianalisis dan diinterpretasikan untuk mengidentifikasi pola-pola yang bermakna. Pola tersebut kemudian dimasukkan ke dalam

knowledge base agar dapat dianalisis lebih lanjut dan disajikan kepada pengguna sebagai bagian dari proses *knowledge discovery*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Data Selection*

Tahap awal ini mencakup pemilihan data yang relevan serta penentuan subset atribut yang akan digunakan dalam proses pencarian pengetahuan. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari catatan historis ketersediaan obat milik Yayasan Kesehatan Swasta Kota Bandung, yang merekam aktivitas pemberian resep obat kepada pasien dalam rentang waktu Januari 2021 hingga Desember 2024. Dataset tersebut awalnya terdiri dari 13 atribut, yaitu nomor resep, kode apotek, tanggal transaksi, ID pasien, jenis kelamin, umur, ICD10, nama penyakit, brand, generik, sediaan, jumlah, dan kemasan. Namun setelah dilakukan eksplorasi dan analisis awal, penelitian ini hanya menggunakan empat atribut utama: tanggal resep, ICD10, brand, dan jumlah, karena keempatnya dianggap paling relevan terhadap tujuan prediksi ketersediaan obat.

TABEL 1
Atribut Data

tgl resep	icd10	brand	jumlah
28-06-2021	E11	Hexavask tab. 10 mg	20
11-08-2022	I25	Atorvastin tab. 10 mg	28
04-01-2023	L85	Candesartan tab. 8 mg (Dex)	56
02-01-2024	N18	Aminefron tab. 630 mg	168

B. *Pre-processing Data*

Tahapan data *pre-processing* dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dalam proses analisis dan pemodelan. Proses ini mencakup beberapa langkah penting guna meningkatkan kualitas, konsistensi, dan relevansi data. Langkah pertama adalah penggabungan seluruh data transaksi obat dari tahun 2021 hingga 2024 ke dalam satu dataset terpadu. Dalam tahap ini ditemukan perbedaan struktur antar periode, khususnya pada kolom “sediaan” dan “kemasan” yang memiliki makna berbeda, sehingga dilakukan penyesuaian agar data dapat disatukan secara konsisten.

Dalam konteks penelitian ketersediaan obat ini, kolom “*brand*” mempresentasikan jenis atau nama dagang obat yang menjadi titik krusial karena secara langsung memengaruhi validitas hasil analisis. Sehingga perlu adanya pembersihan data (*data cleaning*) pada kolom ini untuk memastikan konsistensi penulisan nama-nama *brand* ke dalam format huruf kecil (*lowercase*). Kemudian dilakukan proses identifikasi dan penghapusan data duplikat, yang berhasil mengeliminasi jutaan baris redundan dan menyisakan data yang bersifat unik.

TABEL 2
Standarisasi Nama *Brand*

Brand	Brand_New
Ambroxol tab. 30 mg (Pro)	ambroxoltab30mgpro
Bronsolvan tab. 150 mg.	bronsolvantab150mg
Cetirizine tab 10 mg (Hex)	cetirizinetab10mghex
Cetirizine tab. 10 mg (Pha)	cetirizinetab10mgpha

Chlorpheniramine tab. 4 mg	chlorpheniraminetab4mg
Forasma tab. 2,5 mg	forasmatab25mg
Opicort tab. 4 mg	opicorttab4mg

Selanjutnya, dilakukan penyaringan data untuk fokus pada kasus penyakit Asma (kode ICD10: J45), guna memastikan bahwa analisis dilakukan hanya pada data yang relevan. Dari hasil penyaringan ini ditemukan 1.048 *brand* obat, namun untuk keperluan pemodelan hanya 20 *brand* dengan jumlah transaksi terbanyak yang dipertahankan, guna menghindari masalah *sparsity* dan mempermudah proses analisis.

Terakhir, dilakukan penanganan *missing value* dengan memastikan bahwa setiap *brand* obat memiliki catatan transaksi yang lengkap untuk setiap tanggal dalam periode pengamatan. Langkah ini penting agar data memiliki kontinuitas waktu yang diperlukan oleh model *time series* seperti *Prophet*, sehingga model dapat berjalan secara optimal.

C. Data Transformation

Tahapan data transformation dilakukan untuk menyesuaikan struktur dan format data agar lebih siap dan optimal untuk dianalisis dalam proses peramalan. Transformasi ini bertujuan menyederhanakan data sekaligus memastikannya sesuai dengan kebutuhan teknis dari model yang akan digunakan.

Langkah pertama dalam tahap ini adalah reduksi jumlah *brand* obat. Setelah melalui proses *pre-processing*, data kemudian difokuskan pada diagnosis ICD-10 J45 (Asma). Dari hasil penyaringan tersebut, hanya 20 *brand* dengan jumlah transaksi tertinggi yang dipilih untuk dianalisis lebih lanjut. Langkah ini bertujuan untuk mengurangi kompleksitas serta menghindari permasalahan *sparsity* akibat banyaknya *brand* dengan frekuensi transaksi yang sangat rendah. *Brand* dengan jumlah data yang sedikit umumnya tidak membentuk pola deret waktu yang cukup kuat untuk dianalisis menggunakan algoritma *Prophet*, yang membutuhkan data historis yang kontinu dan cukup panjang guna mendeteksi pola tren maupun musiman secara akurat.

Setelah jumlah *brand* direduksi, dilakukan proses label encoding untuk mengubah data kategorikal berupa nama *brand* obat ke dalam format numerik. Karena model *Prophet* tidak dapat mengolah data dalam bentuk teks, setiap nama *brand* dikonversi menjadi nilai *integer* unik. Misalnya, 'ambroxol' diubah menjadi '0', 'bronsolvan' menjadi '1', dan seterusnya. Hasil *encoding* ini disimpan dalam kolom baru bernama 'label_brand'. Transformasi ini memastikan bahwa seluruh variabel yang digunakan dalam pemodelan sudah dalam format numerik dan sesuai dengan kebutuhan teknis model prediktif.

Tabel berikut menunjukkan 20 *brand* obat teratas beserta nilai *label encoding* yang sesuai.

TABEL 3
20 Brand Obat Teratas

Label Brand	Brand
0	Ambroxol tab. 30 mg (Pro)
1	Bronsolvan tab. 150 mg.
2	Cetirizine tab 10 mg (Hex)
3	Cetirizine tab. 10 mg (Pha)
4	Chlorpheniramine tab. 4 mg
5	Forasma tab. 2,5 mg

Untuk memastikan kualitas dan kelangsungan data, dilakukan tahapan penanganan nilai yang hilang (*missing value*) dan agregasi data serta penanganan *outlier*.

Langkah ini dimaksudkan untuk menjamin bahwa setiap *brand* obat memiliki informasi data yang lengkap untuk setiap tanggal selama periode observasi, bahkan ketika tidak ada transaksi. Hal ini penting karena model *time series* membutuhkan urutan data yang lengkap dan kontinu. Selanjutnya, transaksi akan dijumlahkan per tanggal untuk setiap *brand*. Tanpa pembersihan ini, model *Prophet* tidak akan berfungsi dengan baik karena nantinya akan menghadapi data yang tidak kontinu dan tidak terstruktur dengan benar.

D. Data Mining

Tahap data mining merupakan inti dalam proses penggalian pengetahuan pada metodologi KDD. Pada penelitian ini, proses data mining dilakukan dengan membangun model peramalan ketersediaan stok obat untuk penyakit Asma menggunakan algoritma *Prophet*. Data yang digunakan berasal dari histori transaksi yang telah melewati tahap seleksi dan transformasi, dan difokuskan pada 20 *brand* obat dengan jumlah transaksi terbanyak berdasarkan kode diagnosis ICD-10 J45 (Asma).

Setiap *brand* dianalisis secara individual. Data diformat ke dalam struktur deret waktu yang sesuai, kemudian dilakukan transformasi logaritma pada variabel target untuk menstabilkan fluktuasi data. Selanjutnya, data dibagi menjadi data latih dan data uji secara kronologis untuk menjaga validitas temporal. Model *Prophet* dibangun untuk menangkap komponen tren jangka panjang, pola musiman mingguan dan tahunan, serta momen khusus seperti lonjakan permintaan yang direpresentasikan sebagai *holidays*.

Agar model dapat memberikan hasil prediksi yang optimal, dilakukan eksplorasi parameter menggunakan teknik *grid search* untuk mencari kombinasi parameter terbaik. Setiap konfigurasi diuji terhadap seluruh *brand* dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi. Setelah pelatihan selesai, model digunakan untuk memproyeksikan kebutuhan obat selama satu tahun ke depan. Hasil prediksi dikembalikan ke skala aslinya dengan transformasi balik dan disesuaikan agar tidak menghasilkan nilai negatif. *Output* akhir disimpan dalam bentuk data harian serta dirangkum secara agregatif per bulan untuk mendukung proses perencanaan pengadaan obat.

E. Evaluation

Penelitian ini menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebagai metrik untuk mengevaluasi kinerja model.

TABEL 4
Hasil Evaluasi Kinerja Model

Label Brand	RMSE	MAPE%
0	0.62	16.4%
1	0.64	19.2%
2	0.34	10.5%
3	0.54	17.3%
4	0.53	15.3%
5	0.55	14.9%
6	0.62	18.2%
7	0.57	18.3%
8	0.44	14.2%
9	0.70	23.4%

10	0.45	14.8%
11	0.64	20.7%
12	0.63	19.3%
13	0.71	23.3%
14	0.25	28.1%
15	0.29	27.6%
16	0.24	24.6%
17	0.39	30.5%
18	0.43	28.3%
19	0.33	30.4%

Berdasarkan metrik MAPE terkini, sebagian besar *brand* obat menunjukkan akurasi yang relatif tinggi, dengan nilai akurasi yang umumnya berada di bawah 30%, bahkan sebagian besar mencapai di bawah 20%. *Brand* dengan akurasi MAPE terbaik adalah *Brand* 2 (10.54%), diikuti oleh *Brand* 8 (14.23%), *Brand* 10 (14.88%) dan *Brand* 4 (15.29%). Ini mengindikasikan bahwa model mampu memprediksi kuantitas obat secara persentase dengan tingkat kesalahan yang rendah untuk 5 *brand* tersebut. Di sisi lain, meskipun hasil akurasi jauh lebih baik dari hasil awal, terdapat beberapa *brand* yang masih menunjukkan nilai MAPE yang cukup tinggi seperti *Brand* 17 (30.52%), *Brand* 19 (30.47%), *Brand* 18 (28.33%), *Brand* 14 (28.13%), *Brand* 15 (27.62%), dan *Brand* 16 (24.68%), yang mengindikasikan terdapat tantangan peramalan yang lebih kompleks untuk *time series* masing-masing *brand* obat tersebut.

Pada metrik RMSE, keseluruhan 20 *brand* menunjukkan nilai yang sangat rendah dengan rentang antara 0.24 untuk *Brand* 16 hingga 0.71 untuk *Brand* 13. Dengan nilai RMSE yang rendah ini, menunjukkan secara konsisten model mampu mencapai *fit* yang sangat baik terhadap data yang di transformasi.

Pada tahap ini, hasil peramalan ketersediaan stok obat untuk masa mendatang akan disajikan dan dianalisis. Peramalan secara spesifik akan berfokus kepada *brand* 2 (Cetirizine tab 10 mg (Hex)) dan *brand* 8 (Oxyvit tab) yang merupakan dua *brand* terbaik.

Hasil peramalan ini mencakup peramalan 6 bulan kedepan dimulai sejak bulan Januari hingga Juni 2025.

TABEL 5
Hasil Peramalan 6 Bulan ke Depan

Brand	Bulan	yhat
2	2025-01	305
	2025-02	264
	2025-03	288
	2025-04	273
	2025-05	271
	2025-06	251
8	2025-01	350
	2025-02	310
	2025-03	357
	2025-04	334
	2025-05	328
	2025-06	341

Berdasarkan Tabel 4 hasil peramalan ketersediaan obat untuk *brand* 0 dan *brand* 6 selama 6 bulan dari Januari hingga Juni 2025. Peramalan untuk *brand* 0 menunjukkan penurunan bertahap dari 382 unit menjadi 312 unit. Sementara peramalan untuk *brand* 6 menurun lebih konsisten dari 236 unit menjadi 155 unit. Kedua *brand* secara

keseluruhan memperlihatkan tren penurunan dalam perkiraan ketersediaan obat, pola penurunan jumlah antara satu *brand* dengan yang lain menunjukkan perbedaan dalam konsistensi dan intensitas, memberikan gambaran yang berbeda mengenai dinamika stok di masa depan.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan ketersediaan stok obat di Yayasan Kesehatan Swasta X selama periode Januari 2021 hingga Desember 2024. Evaluasi menggunakan metrik MAPE dan RMSE menunjukkan performa model yang baik, dengan MAPE antara 10,54% hingga 30,46% dan RMSE berkisar 0,26 hingga 0,71 unit. Model memberikan prediksi yang stabil dan sejalan dengan tren historis, sehingga berguna untuk mendukung perencanaan pengadaan obat secara strategis dan mencegah kekosongan stok.

Namun, model masih memiliki keterbatasan dalam memprediksi fluktuasi ekstrem, seperti lonjakan atau penurunan tajam, yang menyebabkan ketidakakuratan pada titik-titik puncak atau lembah. Hal ini menunjukkan perlunya pengayaan informasi dan penyempurnaan pendekatan peramalan.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar variabel tambahan yang bersifat eksternal, seperti musim, kampanye kesehatan, atau kondisi epidemiologis, ikut dipertimbangkan dalam proses pemodelan. Penggabungan beberapa model prediktif serta penyempurnaan konfigurasi parameter juga dapat meningkatkan akurasi hasil. Di sisi implementasi, dukungan dari tenaga farmasi tetap diperlukan untuk melakukan penyesuaian manual terhadap kondisi khusus, dan pemanfaatan *cloud computing* dapat membantu menjalankan sistem prediksi dalam skala besar secara efisien dan real-time.

REFERENSI

- [1] E. Elmayati, "Data Mining Dengan Metode Clustering Untuk Pengolahan Informasi Persediaan Obat Pada Klinik Srihandi Medika Berbasis Web," *Pelita Inform. Inf. dan Inform.*, vol. 16, no. 4, pp. 357–362, 2017, [Online]. Available: <https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/pelita/article/view/531/482>
- [2] R. D. Firdaus, T. G. Laksana, and R. D. Ramadhani, "Pengelompokan Data Persediaan Obat Menggunakan Perbandingan Metode K-Means Dengan Hierarchical Clustering Single Linkage Firdaus, Rahmatika Diana Laksana, Tri Ginanjar Ramadhani, Rima Dias," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 2, no. 1, pp. 33–48, 2019.
- [3] Haeria, *Pengantar ilmu farmasi*, no. July. 2017. [Online]. Available: mahasiswa dapat melakukan penelitian terkait pengembangan obat-obatan baru
- [4] I. P. San, S. B. Andi, and K. A. Muh, "Pengelolaan Kebutuhan Logistik Farmasi pada Instalasi Farmasi RS Islam Faisal Makassar Pharmaceutical Logistics Management of The Pharmacy Installation , Faisal

- Islamic Hospital Makassar,” *Promot. J. Kesehat. Masy.*, vol. 10, no. 02, pp. 78–85, 2020.
- [5] O. Di Puskesmas Kerongkong Kecamatan Suralaga Diana Hidayati and M. Adrian Juniarta Hidayat, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Pengelompokkan,” *Nopember*, vol. 1, no. 2, 2023.
- [6] E. N. Alam, “Prediksi Kebutuhan Obat Dengan Support Vector Regression Dan Long Short Term Memory,” *Inst. Teknol. Bandung*, vol. 23517006, no. September, pp. 28–30, 41–43, 2019, [Online]. Available: files/354/Alam - NIM 23517006 (Program Studi Magister Informatika).pdf
- [7] D. Ferdinal, I. Nursukmi, and R. R. Putra, “Prediksi Obat Kronis Penyakit Diabetes Melitus Menggunakan Metode Monte Carlo,” *J. Komput. Teknol. Inf. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 665–672, 2024, doi: 10.62712/juktisi.v3i1.182.
- [8] M. Heru Widiyanto, R. Mayasari, and G. Garno, “Implementasi Time Series Pada Data Penjualan Di Gaikindo Menggunakan Algoritma Seasonal Arima,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 1501–1506, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.6879.
- [9] A. U. Jamila, B. M. Siregar, and R. Yunis, “Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Arima,” *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 23, no. 1, pp. 99–105, 2021, doi: 10.31294/p.v23i1.9758.
- [10] A. Wijaya and I. Fenriana, “Prediksi Harga Saham Top 10 NASDAQ dengan Time Series Prophet,” vol. 7, no. 2, 2024, doi: 10.32877/bt.v7i2.1736.
- [11] F. Yanti, B. Nurina Sari, and S. Defiyanti, “Implementasi Algoritma Lstm Pada Peramalan Stok Obat (Studi Kasus: Puskesmas Beber),” *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 6082–6089, 2024.
- [12] W. L. Prabowo, “Teori Tentang Pengetahuan Persepan Obat,” *J. Med. hutama*, vol. 02, no. 04, pp. 402–406, 2021.
- [13] A. M. Ulfa and D. Chalidyanto, “Evaluasi Proses Manajemen Logistik Obat di UPTD Puskesmas Kabupaten Sampang,” *Media Gizi Kesmas*, vol. 10, no. 2, p. 196, 2021, doi: 10.20473/mgk.v10i2.2021.196-204.
- [14] A. Raihan, A. Suhendi, and ..., “Implementasi Metode Prophet pada Prediksi Tinggi Air Sungai,” *eProceedings ...*, 2023, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/download/21285/20559>
- [15] J. J. Pangaribuan, F. Fanny, O. P. Barus, and R. Romindo, “Prediksi Penjualan Bisnis Rumah Properti Dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA),” *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 13, no. 2, pp. 154–161, 2023, doi: 10.21456/vol13iss2pp154-161.
- [16] S. J. Taylor and B. Letham, “Business Time Series Forecasting at Scale,” *PeerJ Prepr.* 5e3190v2, vol. 35, no. 8, pp. 48–90, 2017, [Online]. Available: <https://peerj.com/preprints/3190/%0Ahttp://ezproxy.bangor.ac.uk/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=c8h&AN=108935824&site=ehost-live%0Ahttps://peerj.com/preprints/3190/%0Ahttps://peerj.com/preprints/3190.pdf>
- [17] F. B. Prakoso, G. Darmawan, and A. Bachrudin, “Penerapan Metode Facebook Prophet Untuk Meramalkan Jumlah Penumpang Trans Metro Bandung Koridor 1,” *ARMADA J. Penelit. Multidisiplin*, vol. 1, no. 3, pp. 133–147, 2023, doi: 10.55681/armada.v1i3.416.
- [18] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, “From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases,” *Commun. ACM*, vol. 39, no. 11, pp. 24–26, 1996, doi: 10.1145/240455.240463.
- [19] Amna et al., *DATA MINING*, vol. 2, no. January 2013. 2023. [Online]. Available: https://www.cambridge.org/core/product/identifier/CBO9781139058452A007/type/book_part