

## PENERAPAN MODEL PROPHET UNTUK PERAMALAN JUMLAH DOKTER UMUM DI KOTA BANDUNG

Sigit Pangestu, Agung Febrian, Yayan Cahyan  
Informatika, Universitas Sebelas April Sumedang  
Jl Angkrek Situ No.19 Sumedang, Indonesia  
220660121169@student.unsap.ac.id

### ABSTRAK

Peramalan (forecasting) merupakan teknik analisis data yang digunakan untuk memprediksi kondisi masa depan berdasarkan pola historis. Dalam konteks kesehatan, kemampuan memprediksi jumlah tenaga medis menjadi penting untuk mendukung perencanaan sumber daya manusia. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model Prophet dalam melakukan peramalan jumlah dokter umum di Kota Bandung menggunakan data dari portal Open Data Bandung tahun 2015–2022. Proses penelitian meliputi tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan, pelatihan model, evaluasi, dan prediksi. Data difilter untuk kategori “DOKTER UMUM” dan diagregasi berdasarkan tahun. Model Prophet dilatih menggunakan dataset tersebut dan dievaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE). Hasil evaluasi menunjukkan nilai MAE sebesar 421,15, yang menandakan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah. Berdasarkan hasil peramalan, jumlah dokter umum di Kota Bandung pada tahun 2025 diperkirakan mencapai 3.322 orang, dengan interval kepercayaan antara 2.690 hingga 3.958 orang. Grafik hasil prediksi memperlihatkan tren peningkatan jumlah dokter umum yang stabil dari tahun ke tahun. Temuan ini diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan dalam perencanaan dan pengambilan keputusan terkait distribusi tenaga medis di wilayah Kota Bandung.

**Kata kunci :** Prophet, peramalan, tenaga kesehatan, time series, MAE

### 1. PENDAHULUAN

Peramalan (*forecasting*) merupakan proses analisis data historis untuk memprediksi kondisi di masa depan dan berperan penting dalam mendukung perencanaan serta pengambilan keputusan strategis di berbagai sektor [1], [2]. Dalam bidang kesehatan, peramalan sangat krusial untuk memastikan ketersediaan sumber daya yang memadai, khususnya tenaga medis, agar pelayanan kesehatan dapat berjalan secara optimal [1], [3]. Ketidaktepatan dalam memprediksi kebutuhan tenaga kesehatan berpotensi menimbulkan ketimpangan distribusi, penurunan kualitas layanan, serta inefisiensi sistem kesehatan. Oleh karena itu, pendekatan peramalan berbasis data menjadi kebutuhan penting bagi pemerintah daerah dalam menyusun kebijakan perencanaan sumber daya manusia kesehatan.

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan pendekatan yang umum digunakan dalam peramalan, dengan metode statistik klasik seperti *Exponential Smoothing* dan ARIMA yang telah banyak diterapkan [5], [8]. Meskipun efektif untuk peramalan jangka pendek, metode-metode tersebut memiliki keterbatasan dalam menangani pola nonlinier dan tren jangka panjang yang kompleks [9]. Seiring berkembangnya kebutuhan analisis data yang lebih adaptif, pendekatan berbasis machine learning dan deep learning mulai banyak digunakan, seperti ANN, LSTM, GRU, hingga model ensemble [1], [4]. Namun, kompleksitas model dan kebutuhan komputasi yang tinggi sering kali menjadi kendala dalam implementasi praktis.

Salah satu model peramalan yang relatif sederhana namun memiliki performa yang baik

adalah Prophet, sebuah algoritma open source yang dikembangkan oleh Facebook [2], [10]. Prophet dirancang untuk menangani karakteristik data deret waktu seperti tren nonlinier, musiman, data hilang, serta perubahan tren secara otomatis [7]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa Prophet mampu menghasilkan nilai kesalahan yang rendah pada berbagai studi kasus, seperti peramalan harga saham, kualitas udara, dan tingkat pengangguran [2], [5], [7]. Keunggulan tersebut menjadikan Prophet sebagai alternatif yang relevan untuk peramalan di sektor kesehatan.

Permasalahan yang dihadapi dalam konteks penelitian ini adalah belum optimalnya pemanfaatan data terbuka (open data) untuk memprediksi jumlah tenaga kesehatan, khususnya dokter umum, sebagai dasar perencanaan kebijakan kesehatan daerah. Kota Bandung sebagai salah satu kota besar memiliki dinamika kebutuhan layanan kesehatan yang tinggi, sehingga informasi mengenai proyeksi jumlah dokter umum sangat dibutuhkan. Tanpa adanya peramalan berbasis data, perencanaan distribusi dan pengembangan tenaga medis berpotensi tidak selaras dengan kebutuhan di masa mendatang.

Berdasarkan permasalahan tersebut, tujuan penelitian ini adalah menerapkan model Prophet untuk melakukan peramalan jumlah dokter umum di Kota Bandung menggunakan data historis dari portal Open Data Bandung. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model Prophet menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE) guna menilai tingkat akurasi hasil peramalan yang dihasilkan [4], [6], [7]. Hasil peramalan diharapkan dapat memberikan gambaran tren jumlah dokter

umum di masa depan sebagai bahan pertimbangan dalam perencanaan kebijakan kesehatan.

Rencana penyelesaian masalah dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data sekunder dari portal Open Data Bandung, pra-pemrosesan data melalui proses filtering, agregasi, dan transformasi, pemodelan menggunakan algoritma Prophet, serta evaluasi hasil peramalan menggunakan MAE. Selanjutnya, model yang telah tervalidasi digunakan untuk memprediksi jumlah dokter umum pada periode mendatang. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan peramalan yang akurat, sederhana, dan mudah diimplementasikan sebagai dasar pengambilan keputusan di bidang perencanaan tenaga kesehatan.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Penelitian Sebelumnya

Studi peramalan deret waktu telah berevolusi dari metode statistik klasik seperti Exponential Smoothing (ES) [3] dan ARIMA [8] yang akurasi terbatas pada data non-linier [9], menuju model Machine Learning (ML). Model DL seperti ANN [1] dan hybrid ARIMA-LSTM [9] menunjukkan performa yang lebih baik. Model Prophet kian populer karena kemampuannya menangani tren dan musiman, terbukti efektif dalam prediksi harga saham [2], kualitas udara [7], dan jumlah pengangguran [5], meskipun ada studi komparatif yang menunjuk model lain lebih unggul pada kasus tertentu seperti penjualan obat [4].

Penelitian ini berfokus pada prediksi vital jumlah dokter umum di Kota Bandung, yang merupakan masalah perencanaan sumber daya manusia kesehatan [1]. Penelitian terdahulu mayoritas fokus pada peramalan kunjungan pasien [3] dan kasus penyakit [9]. Penelitian ini mengisi celah dengan menerapkan model Prophet [2] pada data ketersediaan tenaga medis. Kontribusi utamanya adalah memanfaatkan keunggulan Prophet dalam analisis tren data publik untuk mendukung perencanaan alokasi sumber daya tenaga dokter umum di tingkat pemerintah daerah [1].

### 2.2. Peramalan Deret Waktu

Peramalan (forecasting) adalah suatu proses untuk memprediksi nilai di masa depan berdasarkan data historis yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan waktu (data deret waktu) [1], [8], [10]. Tujuan utamanya adalah untuk mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan yang lebih baik [3]. Terdapat berbagai metode yang dapat digunakan untuk analisis deret waktu, yang secara umum dapat dibagi menjadi metode statistik klasik dan metode berbasis machine learning [4], [9].

### 2.3. Metode Statistik Klasik

Metode statistik telah lama digunakan untuk peramalan, dengan dua metode yang paling populer adalah Exponential Smoothing (ES) dan ARIMA.

Metode ES bekerja dengan memberikan bobot yang menurun secara eksponensial pada data observasi yang lebih lama [3], dan populer karena kemudahan serta kepraktisannya [5], sekaligus kemampuannya menangani data dengan pola tren dan musiman [3], [5]. Sementara itu, metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), atau dikenal sebagai metode Box-Jenkins, adalah model yang menggabungkan komponen Autoregressive (AR), Integrated (I), dan Moving Average (MA) [8]. Model ini sangat efektif untuk peramalan jangka pendek dan dapat menangani data stasioner maupun non-stasioner melalui proses differencing [8], [9], meskipun memiliki keterbatasan dalam memodelkan data deret waktu yang bersifat non-linier [9].

### 2.4. Metode Machine Learning (ML) dan Deep Learning (DL)

Untuk mengatasi keterbatasan model linier, metode berbasis ML dan DL semakin banyak digunakan. Model-model ini mampu menangkap pola non-linier yang kompleks dalam data. Salah satunya adalah Artificial Neural Network (ANN), seperti Backpropagation Neural Network, yang merupakan jaringan saraf tiruan yang mampu melakukan pembelajaran mandiri dari data latih [1]. Model ini telah terbukti mampu menghasilkan nilai kesalahan kuadrat rata-rata (MSE) yang rendah dalam memprediksi data seperti jumlah kunjungan pasien [1].

Model sekuensial seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) adalah jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang khusus untuk menangani data sekuensial dan dependensi jangka panjang [4], [9]. Model ini terbukti ampuh dalam peramalan, namun LSTM diketahui memiliki waktu pelatihan yang lama dan parameter yang kompleks [9].

Untuk memanfaatkan keunggulan model linier dan non-linier, dikembangkan pula pendekatan hybrid. Salah satu contohnya adalah ARIMA-LSTM, di mana ARIMA digunakan untuk memodelkan komponen linier (tren) dari data, sementara LSTM digunakan untuk memodelkan komponen non-linier (residual) [9]. Pendekatan ini terbukti menghasilkan akurasi yang tinggi, terutama untuk peramalan jangka pendek [9].

Terdapat juga Model Ensemble seperti Extreme Gradient Boosting (XGBoost), yang merupakan algoritma berbasis pohon keputusan yang menggunakan teknik boosting. XGBoost dikenal memiliki performa yang sangat baik dan telah terbukti mengungguli model DL seperti GRU dan Prophet dalam studi kasus peramalan penjualan obat [4].

### 2.5. Model Prophet

Model Prophet adalah prosedur peramalan sumber terbuka (open source) yang dikembangkan oleh Facebook [10]. Model ini dirancang khusus

untuk menangani data deret waktu yang memiliki karakteristik khas data bisnis, seperti efek musiman yang kuat dan data historis yang cukup panjang [5], [7], [10].

Prophet didasarkan pada model aditif yang dekomposisional, di mana data deret waktu dimodelkan sebagai gabungan dari beberapa komponen utama [2], [7], seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (1):  $y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon(t)$  (1). Dalam persamaan ini,  $g(t)$  adalah fungsi tren yang memodelkan perubahan non-periodik, di mana Prophet dapat memodelkan tren non-linier menggunakan model logistik atau piecewise linear [7], [10]. Komponen  $s(t)$  adalah fungsi musiman (seasonality) yang memodelkan perubahan periodik seperti musiman tahunan, mingguan, dan harian menggunakan deret Fourier [2], [7], [10]. Selanjutnya,  $h(t)$  adalah komponen hari libur (holidays) yang memodelkan efek dari peristiwa tidak teratur yang dapat diprediksi. Terakhir,  $\epsilon(t)$  adalah komponen error atau residual yang tidak dapat dijelaskan oleh model [7].

Keunggulan utama Prophet adalah kemampuannya menangani data yang hilang (missing value), outlier, dan perubahan tren secara otomatis [7], [10]. Model ini juga dikenal fleksibel dan memiliki proses pelatihan yang cepat [5], [7]. Berbagai penelitian telah membuktikan keakuratan Prophet; dalam prediksi kualitas udara, model ini menghasilkan nilai MAPE 0.81% [2], [7], dan untuk peramalan harga saham, mencapai MAPE 3.86% [2]. Studi komparatif juga menunjukkan Prophet lebih unggul dibandingkan Exponential Smoothing dalam memprediksi tingkat pengangguran [5].

Sebagai pengembangan dari Prophet, Neural Prophet juga telah diperkenalkan. Model ini menggabungkan elemen dari ANN dan Autoregressive (AR) untuk meningkatkan kemampuan prediksi [6].

## 2.6. Metrik Evaluasi Peramalan

Untuk mengevaluasi kinerja dan keakuratan model peramalan, beberapa metrik statistik umum digunakan. Metrik yang paling sering digunakan dalam studi peramalan meliputi Mean Absolute Error (MAE), yang mengukur rata-rata besaran kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi [4], [6], [7]. Metrik lainnya adalah Mean Absolute Percentage Error (MAPE), yang mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut dan berguna untuk membandingkan akurasi antar data dengan skala yang berbeda [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8]. Selain itu, terdapat Mean Squared Error (MSE) yang mengukur rata-rata dari kuadrat kesalahan, di mana metrik ini memberikan bobot lebih besar pada kesalahan yang besar [1], [4], [6], [7], [8]. Terakhir adalah Root Mean Squared Error (RMSE), yang merupakan akar kuadrat dari MSE, sehingga nilainya kembali ke unit yang sama dengan data aslinya [4], [6], [7].

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa file CSV dengan nama `jumlah_dokter_berdasarkan_fasilitas_kesehatan_di_kota.csv`. Dataset ini diperoleh dari portal data terbuka (Open Data Bandung), sebuah pendekatan yang umum digunakan dalam penelitian analisis data serupa. Dataset ini berisi informasi mengenai jumlah dokter berdasarkan kategori dan fasilitas kesehatan di Kota Bandung dari tahun 2015.

### 3.2. Pra-pemrosesan Data

Data mentah tidak dapat langsung digunakan untuk pemodelan sehingga memerlukan tahap pra-pemrosesan. Langkah pertama adalah filtering data untuk mengisolasi data yang relevan. Pada penelitian ini, data disaring untuk hanya menyertakan kategori "DOKTER UMUM". Setelah filtering, dilakukan proses agregasi. Data jumlah dokter umum dijumlahkan berdasarkan kolom tahun untuk mendapatkan total data deret waktu tahunan. Langkah terakhir adalah transformasi data agar sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh model Prophet. Kolom tahun diubah namanya menjadi `ds` dan dikonversi ke format `datetime`. Kolom jumlah\_dokter diubah namanya menjadi `y`, yang berfungsi sebagai variabel target yang akan diramalkan.

### 3.3. Pemodelan

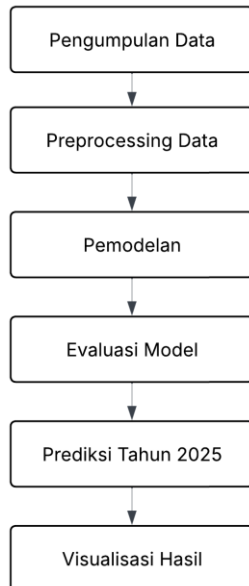
Model peramalan dibangun menggunakan library Prophet dari Facebook. Model ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani data deret waktu dengan pola tren dan musiman, serta fleksibilitasnya. Proses pemodelan dimulai dengan inisialisasi model Prophet menggunakan parameter default. Model kemudian dilatih (fitting) menggunakan data `ds` dan `y` yang telah disiapkan. Setelah model dilatih, `dataframe` untuk masa depan dibuat menggunakan fungsi `make_future_dataframe()`. Sesuai dengan notebook implementasi, peramalan diatur untuk 1 periode ke depan dengan frekuensi tahunan (`periods=1`, `freq='Y'`). Hasil prediksi (termasuk nilai `forecast yhat`, serta batas atas `yhat_upper` dan batas bawah `yhat_lower`) diperoleh menggunakan fungsi `predict()`.

### 3.4. Evaluasi Model

Tahap akhir adalah mengukur kinerja model peramalan. Evaluasi dilakukan untuk memvalidasi seberapa baik model dapat memprediksi data historis. Metrik yang digunakan dalam penelitian ini adalah Mean Absolute Error (MAE). MAE dipilih karena metrik ini mengukur rata-rata besaran kesalahan absolut antara nilai aktual (data observasi `y`) dan nilai prediksi model (`yhat`) pada periode yang sama. Nilai MAE yang semakin rendah menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi.

### 3.5. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan dalam studi ini dapat dilihat pada Gambar 1. Diagram tersebut menggambarkan alur proses penelitian dari tahap awal hingga tahap akhir, dimulai dari pengumpulan data hingga evaluasi hasil prediksi.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

Diagram alur pada Gambar 1 menunjukkan urutan kegiatan utama dalam penelitian ini. Langkah-langkah penelitian secara ringkas meliputi:

- Pengumpulan Data, data sekunder jumlah\_dokter\_berdasarkan\_fasilitas\_kesehatan\_di\_kota.csv diambil dari portal Open Data Bandung.
- Preprocessing data, meliputi proses filtering data untuk kategori "DOKTER UMUM", agregasi data berdasarkan tahun, dan transformasi data ke format ds dan y yang disyaratkan Prophet.
- Pemodelan, menggunakan algoritma Prophet untuk melatih model berdasarkan data historis yang tersedia (2015-2024).
- Evaluasi hasil, prediksi historis dievaluasi dengan menghitung nilai MAE (Mean Absolute Error) untuk menilai performa dan akurasi model.
- Prediksi tahun 2025, model yang telah dilatih digunakan untuk membuat dataframe masa depan dan memprediksi jumlah dokter umum untuk 1 periode (tahun) berikutnya.
- Visualisasi hasil, dilakukan dengan menampilkan grafik perbandingan antara data aktual (historis) dan hasil prediksi, yang memperlihatkan tren jumlah dokter dari tahun 2015 hingga hasil prediksi.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, dipaparkan hasil dari tahapan-tahapan yang telah dilakukan sesuai dengan alur metode penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga visualisasi hasil prediksi model Prophet.

### 4.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang berasal dari portal Open Data Bandung. Data tersebut adalah jumlah\_dokter\_berdasarkan\_fasilitas\_kesehatan\_di\_kota.csv, yang mencakup data jumlah dokter di Kota Bandung berdasarkan fasilitas kesehatan dan kategori dari tahun 2015.

### 4.2. Preprocessing Data

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk menyiapkan dataset agar siap digunakan oleh model Prophet. Proses ini dimulai dengan Filtering Data, di mana data mentah disaring untuk hanya menyertakan data yang relevan dengan penelitian ini, yaitu data dengan kategori\_dokter "DOKTER UMUM". Selanjutnya adalah Agregasi Data, di mana data yang telah difilter kemudian diagregasi (dijumlahkan) berdasarkan tahun untuk mendapatkan total jumlah dokter umum per tahun di Kota Bandung. Tahap terakhir adalah Transformasi Data untuk memenuhi persyaratan input model Prophet; nama kolom tahun diubah menjadi ds (datestamp) dan kolom jumlah\_dokter diubah menjadi y (target), dengan kolom ds juga dikonversi menjadi format datetime

### 4.3. Pemodelan

Pemodelan dilakukan dengan menginisialisasi model Prophet() menggunakan library prophet. Model dilatih menggunakan data yang telah disiapkan pada Tabel 2 dengan memanggil fungsi model.fit(data\_per\_tahun). Model Prophet secara otomatis menganalisis data deret waktu untuk mengidentifikasi pola tren utama dan musiman (jika ada).

### 4.4. Evaluasi Model

Untuk mengukur kinerja model, dilakukan evaluasi menggunakan data historis. Metrik yang digunakan adalah Mean Absolute Error (MAE). MAE menghitung rata-rata selisih absolut antara nilai aktual ( $y_{true}$ ) dan nilai prediksi ( $y_{pred}$ ) dari model. Berdasarkan hasil perhitungan pada notebook, diperoleh nilai MAE sebesar 421.15. Nilai ini merepresentasikan rata-rata kesalahan prediksi model terhadap data latih historis.

### 4.5. Prediksi Tahun 2025

Proses prediksi (Gambar 1, F) bertujuan untuk meramalkan jumlah dokter pada tahun 2025. Sesuai dengan alur penelitian, proses ini diawali dengan membuat dataframe masa depan menggunakan fungsi model.make\_future\_dataframe(). Berdasarkan data historis yang berakhir pada tahun 2022, maka

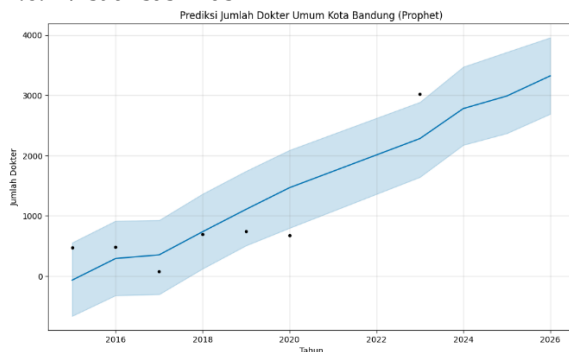
parameter periods diatur ke 3 dengan frekuensi tahunan (freq='Y') untuk memprediksi hingga tahun 2025. Hasil prediksi untuk tahun 2025 kemudian diekstrak dari dataframe forecast, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Prediksi

| ds         | yhat        | yhat_lower  | yhat_upper |
|------------|-------------|-------------|------------|
| 2025-12-31 | 3322.482535 | 2689.561405 | 3957.77888 |

Berdasarkan Tabel 1, hasil prediksi (yhat) untuk jumlah dokter umum di Kota Bandung pada akhir tahun 2025 adalah 3322.48. Model Prophet juga memberikan interval kepercayaan (confidence interval), di mana nilai prediksi terendah (yhat\_lower) adalah 2689.56 dan nilai prediksi tertinggi (yhat\_upper) adalah 3957.78. Ini berarti model memprediksi bahwa jumlah dokter umum pada tahun 2025 kemungkinan besar akan berada di antara 2690 dan 3958 orang.

#### 4.6. Visualisasi Hasil



Gambar 2. Prediksi Jumlah Dokter Umum Kota Bandung (Prophet)

Visualisasi hasil pada Gambar 2, menampilkan grafik perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi jumlah dokter umum di Kota Bandung. Titik-titik hitam merepresentasikan data aktual (historis) dari tahun 2015 hingga 2022. Garis biru tua (yhat) menunjukkan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model Prophet, sedangkan area biru muda (yhat\_lower dan yhat\_upper) menggambarkan interval kepercayaan atau rentang ketidakpastian prediksi. Terlihat bahwa garis prediksi melanjutkan pola historis dengan kecenderungan meningkat dari tahun ke tahun. Hasil peramalan untuk periode 2025 menunjukkan tren pertumbuhan jumlah dokter umum yang stabil dan terus meningkat, meskipun dengan tingkat ketidakpastian yang semakin besar seiring bertambahnya jarak waktu prediksi. Hal ini menunjukkan potensi peningkatan ketersediaan tenaga dokter umum di masa mendatang, sejalan dengan tren positif pada data historis sebelumnya.

#### 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, model Prophet terbukti mampu memprediksi jumlah dokter umum di Kota Bandung dengan akurasi yang cukup baik. Nilai MAE sebesar 421,15 menunjukkan bahwa tingkat kesalahan model berada pada batas wajar untuk data deret waktu tahunan. Hasil peramalan menunjukkan tren peningkatan jumlah dokter umum yang stabil hingga tahun 2025 dengan nilai prediksi 3.322 orang. Temuan ini menunjukkan bahwa kapasitas tenaga medis di Kota Bandung diperkirakan terus bertumbuh. Meskipun demikian, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan rentang data yang lebih panjang serta menambahkan variabel eksternal seperti jumlah fasilitas kesehatan atau populasi penduduk guna meningkatkan akurasi dan ketepatan model peramalan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. S. Alamsyah dan P. Sukmasetya, "Prediksi Jumlah Kedatangan Pasien Puskesmas Menggunakan Metode Backpropagation Artificial Neural Network".
- [2] J. P. Simamora, S. Martha, dan W. Andani, "PENERAPAN ALGORITMA PROPHET PADA PERAMALAN HARGA SAHAM".
- [3] F. Mauren, M. Nurmalasari, H. Hosizah, dan W. Z. Qomariana, "PERAMALAN KUNJUNGAN RAWAT JALAN TAHUN 2023-2024 MENGGUNAKAN EXPONENTIAL SMOOTHING DI RS MEDIKA PERMATA HIJAU," *Infokes J. Ilm. Rekam Medis Dan Inform. Kesehat.*, vol. 14, no. 2, hlm. 74–82, Okt 2024, doi: 10.47701/infokes.v14i2.3962.
- [4] M. T. Hidayat dan M. Sulistiyono, "Analisis Performa Algoritma XGBoost, GRU, dan Prophet dalam Peramalan Penjualan Obat untuk Optimasi Rantai Pasok Farmasi," *J. Pendidik. Dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 1, hlm. 65–73, Jan 2025, doi: 10.52436/1.jpti.562.
- [5] E. Giovany Syuhada dan M. Y. Helmi Setyawan, "ANALISIS KOMPARASI METODE PROPHET DAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING DALAM PERAMALAN JUMLAH PENGANGGURAN DI JAWA BARAT: SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW," *JATI J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 2, hlm. 1369–1377, Sep 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6827.
- [6] M. N. Akuba, S. F. Pardede, A. F. Maskim, dan D. G. A. Simanullang, "PERBANDINGAN MODEL DALAM MEMPREDIKSI KARBON MONOKSIDA DI KOTA MEDAN BULAN JANUARI 2023".
- [7] F. Oktavia dan A. Witanti, "Implementasi Prophet Forecasting Model Dalam Prediksi Kualitas Udara Daerah Istimewa Yogyakarta," vol. 11, no. 1, 2024.

- [8] R. F. Diningestu dan M. Mahmudah, “Analisis Time Series ARIMA untuk Memprediksi Jumlah Peserta KB Baru Pasca Persalinan di Jawa Timur,” *Media Gizi Kesmas*, vol. 13, no. 1, hlm. 85–92, Jun 2024, doi: 10.20473/mgk.v13i1.2024.85-92.
- [9] L. Muflikhah dan I. Cholissodin, “Peramalan Kasus Positif COVID-19 di Jawa Timur menggunakan Metode Hybrid ARIMA-LSTM”.
- [10] M. Harahap, A. Z. Andika, A. M. Husein, dan A. Dharma, “Analisis Tren dan Perkiraan Pandemi COVID-19 di Indonesia Menggunakan Peramalan Metode Prophet :Sebelum dan Sesudah Aturan New Normal,” *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, hlm. 51–60, Feb 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022914060.