

Prediksi Harga Emas Antam dengan Menggunakan Algoritma Prophet Melalui Optimasi Hyperparameter Menggunakan Bat Algorithm

M. Rizky Aulia Hrp¹, Mardiatul Hasanah¹, Febri Juanda Sitepu¹, Andre Hasudungan Lubis^{1*}

¹Fakultas Teknik, Prodi Teknik Informatika, Universitas Medan Area, Medan, Indonesia

Email: ¹228160024@students.uma.ac.id, ²228160009@students.uma.ac.id, ³228160022@students.uma.ac.id,

^{4*}andrelubis2201@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: andrelubis2201@gmail.com

Abstrak-Harga emas Antam sangat sering mengalami fluktuasi atau perubahan yang jauh, hal ini terjadi dikarenakan beberapa faktor dari masalah tingkat global maupun masalah lokal, diantaranya perubahan nilai tukar rupiah terhadap mata uang asing, tingkat inflasi, dan kebijakan suku bunga yang ditetapkan oleh bank sentral. Dinamika pasar ini menunjukkan perlunya metode prediksi yang tidak hanya dapat menangkap pola jangka panjang secara tepat, tetapi juga dapat mendeteksi pola musiman yang terjadi berulang. Penelitian ini akan dilakukan sebagai upaya pendektasian pola musiman harga emas Antam dengan pendekatan inovatif yang mengkombinasikan Algoritma Prophet yang dioptimalkan dengan *hyperparameter* melalui *Bat Algorithm* (BA). Tujuan dari pendekatan ini adalah untuk meningkatkan keakuratan prediksi harga emas Antam secara signifikan. Studi ini menggunakan data Kaggle yang mencakup 4.546 catatan harian harga emas Antam dari tahun 2014 hingga 2024. *Prophet Algorithm* sangat baik dalam mengelola data rangkaian waktu dengan karakteristik tren dan musiman, sementara *Bat Algorithm* sangat penting untuk mengoptimalkan parameter utama seperti *changeoint_prior_scale* dan *seasonality_prior_scale* untuk memastikan bahwa model berfungsi dengan baik. Dalam penelitian ini, terdapat dua indikator utama digunakan untuk mengevaluasi model: RMSE (Root Mean Squared Error) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Algoritma Prophet yang dioptimalkan dengan Algoritma *Bat* memperoleh nilai RMSE sebesar 34.056 dan MAPE sebesar 2,68%, jauh lebih tinggi dibandingkan dengan model Algoritma Prophet yang tidak dioptimalkan. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma ini benar-benar efektif dalam memberikan akurasi yang lebih tinggi pada tingkat Akibatnya, metode ini dapat berfungsi sebagai dasar untuk perencanaan keuangan dan keputusan investasi yang lebih akurat.

Kata Kunci: Harga Emas Antam; Prediksi *Time Series*; Prophet Algorithm; Bat Algorithm; Optimasi *Hyperparameter*.

1. PENDAHULUAN

Fluktuasi harga emas Antam dipengaruhi oleh harga emas internasional yang dihitung berdasarkan dolar Amerika Serikat (AS). Ketika harga emas global mengalami kenaikan, harga emas Antam cenderung turut meningkat. Selain itu, depresiasi nilai tukar rupiah terhadap dolar AS juga menjadi faktor yang mendorong kenaikan harga emas di pasar domestik (Nursya'bani & Fatah, 2023). Harga emas juga dipengaruhi oleh kebijakan moneter global, seperti suku bunga *Federal Reserve*. Suku bunga acuan yang tinggi cenderung menurunkan harga emas, sedangkan inflasi yang tinggi meningkatkan permintaan untuk emas sebagai aset lindung nilai, mendorong kenaikan harga. Untuk menjaga nilai tukar rupiah, Bank Indonesia menaikkan suku bunga acuan menjadi 6,25% pada kuartal I 2025. Inflasi emas perhiasan domestik tertinggi sejak 2020 disebabkan oleh kenaikan harga emas global, yang meningkat dari sekitar US\$ 2.000 per ons pada Januari 2024 hingga US\$ 3.200 per ons pada April 2025, menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS) (Naura, 2021).

Dinamika ekonomi global dan domestik memengaruhi harga emas Antam, terutama perubahan harga emas dunia yang berdenominasi dolar AS. Kenaikan harga emas internasional biasanya mendorong harga emas Antam di pasar lokal (Siagian, 2025). Faktor penting lainnya adalah nilai tukar rupiah terhadap dolar AS yaitu depresiasi rupiah sering kali menyebabkan kenaikan harga emas domestik. Ketidakstabilan harga emas juga dipengaruhi oleh kebijakan suku bunga Bank Sentral AS (*The Fed*), inflasi, dan respons kebijakan moneter dalam negeri, sehingga menjadikan emas komoditas yang menarik namun sulit diprediksi (Bagaskoro, 2024).

Di tengah ketidakpastian ekonomi global, masyarakat Indonesia terus memilih emas, terutama Antam, sebagai investasi utama. Emas berperan sebagai aset lindung nilai (*hedging*) terhadap inflasi dan ketidakpastian ekonomi. Selain menyimpan nilai (*store of value*), emas juga digunakan oleh investor ritel dan institusi keuangan untuk mendiversifikasi portofolio. Hal ini tercermin dari peningkatan permintaan emas batangan Antam saat nilai tukar rupiah melemah atau tekanan inflasi meningkat.

Namun, memprediksi harga emas secara akurat sulit karena banyak faktor saling memengaruhi secara simultan. Aspek makroekonomi global seperti nilai tukar, harga minyak, konflik geopolitik, dan kebijakan moneter bank sentral turut berperan, selain permintaan investor dan kondisi pasar fisik. Model prediksi berbasis data historis harus fleksibel untuk menangkap tren jangka panjang dan pola musiman, mengingat fluktuasi harga yang non-linear dan kadang tak terduga.

Untuk mengatasi kompleksitas fluktuasi harga emas yang dipengaruhi berbagai siklus ekonomi, diperlukan model prediksi yang mampu menangani pola musiman dan tren jangka panjang secara fleksibel. Algoritma Prophet unggul dalam mengelola data *time series* dengan karakteristik musiman yang rumit. Selain mengakomodasi tren jangka panjang dan titik perubahan (*changeoint*), algoritma ini juga efektif dalam memisahkan komponen tren dan musiman sehingga menghasilkan prediksi lebih akurat dan realistis. Oleh sebab itu, algoritma ini sangat sesuai untuk memodelkan dinamika harga emas yang kompleks.

Algoritma Prophet memiliki antarmuka pengguna yang sederhana, tetapi memilih nilai *hyperparameter* yang salah dapat mengurangi kualitas prediksi. Agar model tidak menggabungkan terlalu banyak atau terlalu sedikit data, beberapa

hyperparameter penting seperti jumlah titik perubahan (*change points*), skala pertumbuhan tren, dan intensitas musiman harus diatur dengan hati-hati. Pemilihan *hyperparameter* biasanya dilakukan secara manual atau melalui pencarian grid, yang tidak hanya memakan waktu tetapi juga tidak selalu menghasilkan solusi optimal.

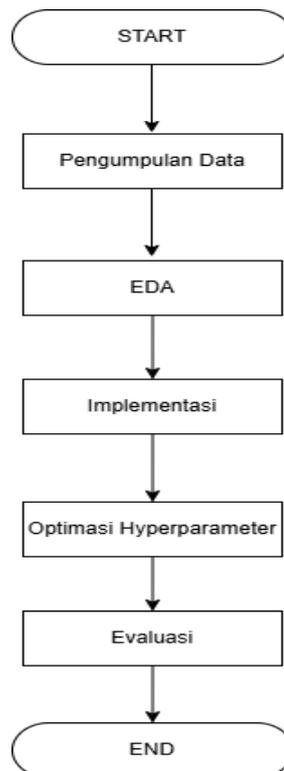
Optimasi menggunakan *Bat Algorithm* (BA) dipilih karena memiliki kemampuan untuk menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi dalam ruang pencarian solusi. Secara lebih efisien daripada metode pencarian konvensional, algoritma ini dapat menemukan kombinasi *hyperparameter* yang ideal. Didasarkan pada prinsip ekolokasi kelelawar, BA dapat beradaptasi dalam mencari solusi di seluruh dunia, yang menjadikannya pilihan yang tepat untuk mengoptimalkan model Algoritma Prophet dalam memprediksi harga emas yang dinamis dan kompleks. Diharapkan bahwa integrasi keduanya akan menghasilkan model prediksi yang lebih presisi dan dapat diandalkan.

Oleh sebab itu, penelitian ini bertujuan mengintegrasikan Algoritma *Prophet* dan *Bat* untuk meningkatkan akurasi prediksi harga emas Antam sekaligus menghasilkan metode yang lebih efisien, adaptif, dan mampu menemukan solusi global optimal. Prediksi yang andal sangat penting di era ketidakpastian ekonomi global saat ini, tidak hanya bagi investor individu dalam mengelola portofolio, tetapi juga bagi lembaga keuangan, pemerintah, dan pelaku pasar dalam mengambil kebijakan fiskal dan moneter. Dengan demikian, penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi signifikan terhadap stabilitas ekonomi dan penguatan pengambilan keputusan berbasis data di Indonesia. Selain itu, hasil penelitian ini dapat mendorong pengembangan metode prediksi *time series* berbasis kecerdasan komputasional.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan sistematis untuk memprediksi harga emas Antam secara akurat. Proses diawali dengan pengumpulan data sekunder dari sumber terpercaya, kemudian dilanjutkan dengan analisis eksplorasi data (EDA) untuk memahami karakteristik dataset secara mendalam. Selanjutnya, model prediksi dibangun menggunakan Algoritma Prophet yang dioptimasi *hyperparameter*nya melalui *Bat Algorithm*. Tahap akhir adalah evaluasi model untuk mengukur performa prediksi secara kuantitatif.



Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian

Untuk memberikan gambaran lebih rinci mengenai setiap tahapan, berikut penjelasan lengkap tahapan penelitian ini:

a. Pengumpulan Data

Data yang diambil untuk penelitian ini secara sekunder dari situs Kaggle, yang menyediakan dataset harga emas historis. Data ini digunakan untuk dasar membangun dan menguji model prediksi harga emas Antam menggunakan Algoritma Prophet dengan optimasi *hyperparameter* melalui *Bat Algorithm*. Dataset ini mengandung 4.546 entri dari tahun 2014 hingga 2024 yang diklasifikasikan berdasarkan dua kriteria utama: tanggal dan harga emas. Rentang waktu yang luas ini penting untuk memastikan model dapat menangkap tren jangka panjang dan pola musiman yang mungkin

tidak terlihat dalam periode yang lebih singkat.

Tabel 1. Dataset Historis Harga Emas Antam (2010–2025)

Tanggal	Harga
2010-01-04	408000
2010-01-05	410000
2010-01-06	410000
...	...
30-12-2024	1528000
31-12-2024	1515000
02-01-2025	1524000

b. Exploratory Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis (EDA) merupakan Salah satu langkah penting menuju pemahaman karakteristik dari kumpulan data harga emas masa lalu. Metode ini tidak hanya membantu menemukan pola, tren, dan anomali, tetapi juga memberikan wawasan awal yang sangat penting sebelum membangun model prediksi. Gambaran singkat tentang pusat data, distribusi, dan kemungkinan outlier diberikan oleh statistik deskriptif seperti mean, median, dan standard deviation. Misalnya, peningkatan nilai rata-rata harga emas dari waktu ke waktu dapat menunjukkan tren kenaikan jangka panjang, sementara deviasi standar yang tinggi dapat menunjukkan banyak ketidakpastian harga (Ahmed et al., 2021). Dalam EDA, visualisasi data adalah alat yang sangat berguna untuk menemukan pola yang mungkin tersembunyi dalam angka. Untuk data deret waktu, line chart sangat bagus karena dapat menampilkan tren jangka panjang, anomali mendadak, dan fluktuasi musiman (seperti kenaikan harga di bulan tertentu). Line chart memudahkan untuk mengidentifikasi periode harga stabil atau volatilitas tinggi. Jika ada lebih dari satu fitur, seperti korelasi antara harga emas dan nilai tukar rupiah, *heatmap* dapat digunakan untuk menganalisis korelasi antar variabel, yang membantu menemukan fitur yang paling berpengaruh. Untuk memahami distribusi frekuensi harga emas, histogram sangat berguna untuk menentukan apakah distribusinya normal, skewed, atau memiliki banyak outlier. Ini penting untuk penyesuaian model di masa mendatang (Pandey & Kumar, 2023). Pilihan visualisasi ini didasarkan pada sifat data deret waktu yang membutuhkan representasi visual untuk memahami dinamika perubahan seiring waktu dan untuk memvalidasi asumsi yang mendasari model prediksi seperti Algoritma Prophet. Untuk mempelajari distribusi dan tren data, visualisasi seperti grafik garis, *heatmap*, dan histogram dapat digunakan (Mambang et al., 2022).

c. Implementasi Algoritma

1. Algoritma Prophet

Model Algoritma *Prophet* adalah algoritma prediksi (*forecasting*) yang dikembangkan oleh *Facebook* yang dimaksudkan untuk membuat prediksi yang akurat dari deret waktu (*time series*) (Menculini et al., 2021). Ini sangat baik untuk data yang memiliki pola tren (*trend*), musim (*seasonality*), dan liburan (Menculini et al., 2021). Dalam hal prediksi harga emas, salah satu keunggulan utama Algoritma Prophet adalah kemampuannya untuk secara otomatis mendeteksi perubahan tren yang tidak linear. Fakta ini sangat relevan untuk harga emas, yang sering mengalami pergeseran tak terduga akibat faktor geopolitik atau ekonomi makro (Misra et al., 2021). Untuk melakukan prediksi harga emas, model Algoritma *Prophet* digunakan sebagai algoritma utama karena dapat menangani data deret waktu dengan tren, musiman, dan *outlier*. Selain itu, untuk meningkatkan kinerja prediksinya, dilakukan optimasi *hyperparameter* menggunakan BA (Maheshwari et al., 2022). Selain itu, Algoritma Prophet memiliki kemampuan untuk mengelola nilai yang hilang dan anomali (*outliers*) dalam data tanpa memerlukan pra-pemrosesan yang rumit. Ini menjadikannya model yang kuat untuk ketidaksempurnaan data harga historis (Maheshwari et al., 2022). Selain itu, kemudahan penggunaan dan interpretasi modelnya menambah nilai karena elemen tren, musiman, dan liburan dapat dipelajari secara terpisah, memberikan gambaran yang jelas tentang apa yang memengaruhi harga emas. Algoritma Prophet memodelkan data deret waktu sebagai komponen aditif:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (1)$$

Fungsi tren linear:

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

Algoritma *Prophet* memiliki batasan, yaitu cenderung kurang efektif dalam memodelkan volatilitas tinggi atau heteroskedastisitas (perubahan varians seiring waktu) yang sering terjadi pada data harga aset finansial seperti emas. Ini terlepas dari fakta bahwa algoritma ini dapat digunakan baik untuk menangani tren maupun musiman (Adhikari & Goyal, 2023). Hubungan autokorelasi lagged antar observasi tidak diperhitungkan oleh model ini, yang seringkali penting dalam deret waktu keuangan (Li et al., 2024). Terakhir, pilihan *hyperparameter* seperti *changepoint_prior_scale* dan *seasonality_prior_scale* sangat berpengaruh pada kinerja Algoritma *Prophet*. Pemilihan yang salah dapat menyebabkan *underfitting* (model terlalu sederhana) atau *overfitting* (model terlalu kompleks dan tidak generalisasi dengan baik), yang mengurangi akurasi prediksi. Oleh karena itu, optimasi *hyperparameter* sangat penting untuk memaksimalkan kemampuan Algoritma *Prophet* dalam prediksi harga emas.

Disarankan agar BA digunakan sebagai metode optimasi metaheuristik.

2. Algoritma *Bat*

Bat algorithm adalah metode optimisasi yang terinspirasi dari cara kelelawar mencari makan dengan menggunakan sonar atau ekolokasi. Algoritma ini menggerakkan sekumpulan "kelelawar" virtual di dalam ruang pencarian untuk menemukan solusi terbaik untuk masalah tertentu, seperti mengubah parameter untuk meningkatkan akurasi model prediksi. Mereka melakukan ini dengan berkeliling dan mengubah kejernihan sonar mereka setiap kali mendapat petunjuk dari hasil pencarian sebelumnya, sehingga mereka dapat dengan cepat menemukan posisi terbaik (Zheng et al., 2021), atau teknik pintar yang meniru kemampuan berburu kelelawar. Kemudian digunakan oleh komputer untuk menemukan solusi terbaik untuk berbagai masalah, termasuk mengoptimalkan parameter untuk menghasilkan hasil yang lebih efisien dan akurat (Kaur & Kumar, 2021). BA menggunakan gelombang suara untuk mengidentifikasi mangsa dan menghindari hambatan, sesuai dengan perilaku ekolokasi kelelawar (Yang, 2010). Dalam hal optimasi, setiap "kelelawar" menunjukkan solusi potensial (gabungan hyperparameter), dan "gelombang suara" yang dipancarkan adalah upaya untuk menemukan solusi dalam ruang parameter. Dengan mengubah "suara" (parameter) kelelawar untuk membantu komputer menemukan solusi terbaik dari berbagai kemungkinan, algoritma ini meniru cara kelelawar berburu membantu komputer menemukan solusi terbaik (Aalimahmoody et al., 2021; Kaur & Kumar, 2021). Dalam ruang pencarian, sekumpulan "kelelawar" virtual bergerak, mengubah kejernihan sonar mereka setiap kali mendapat petunjuk dari hasil pencarian sebelumnya, sehingga mereka dapat menemukan posisi terbaik (Zheng et al., 2021). Pada setiap iterasi, kelelawar memperbaiki posisinya berdasarkan kecepatan dan frekuensi, meniru pergerakan kelelawar menuju mangsa. BA sangat efektif dalam pencarian solusi global yang optimal karena dia dapat menyeimbangkan eksplorasi (mencari area baru) dan eksploitasi (memperbaiki solusi di area yang sudah ditemukan) (Kaur & Kumar, 2021). Parameter *holidays_prior_scale* mengatur kekuatan pengaruh liburan yang ditentukan dalam rentang umum jika relevan dan digunakan [0.01, 10]. Parameter ini akan sangat relevan jika ada hari tertentu yang secara konsisten memengaruhi harga emas, seperti liburan besar atau peristiwa di pasar finansial. Nilai terbaik dapat ditemukan oleh Bat Algorithm tanpa membatasi ruang pencarian tetapi tetap dalam batasan yang masuk akal secara praktis karena rentang ini mencakup berbagai perilaku model. Rumus Algoritma *Bat* (Aalimahmoody et al., 2021):

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (3)$$

$$v_i^{(t)} = v_i^{(t-1)} + x_i^{(t-1)} - x_* \quad f_i \quad (4)$$

$$x_i^{(t)} = x_i^{(t-1)} + v_i^{(t)} \quad (5)$$

3. Algoritma *Prophet* menggunakan optimasi *hyperparameter* algoritma *BAT*

BA digunakan sebagai metode optimasi metaheuristik untuk menemukan kombinasi hyperparameter yang ideal yang meminimalkan kesalahan prediksi, mengingat sensitivitas Algoritma Prophet terhadap hyperparameter-nya. Dalam model Algoritma Prophet, BA mengoptimalkan hyperparameter seperti *changepoint_prior_scale*, *seasonality_prior_scale*, dan *holidays_prior_scale*. Proses ini dimulai dengan populasi kelelawar yang diinisialisasi secara acak; setiap kelelawar memiliki posisi (kombinasi hyperparameter), kecepatan, frekuensi, suara, dan kecepatan napas. Ketika Algoritma *Prophet* gagal menangkap perubahan tren yang signifikan jika *changepoint_prior_scale* terlalu rendah. Sebaliknya, jika *changepoint_prior_scale* terlalu tinggi, model mungkin *overfit*. BA secara iteratif menyesuaikan nilai-nilai ini dan mengevaluasi kinerja Algoritma *Prophet* pada data validasi (menggunakan RMSE) untuk menemukan kombinasi yang memberikan error prediksi terendah. Kelelawar yang memiliki tingkat *fitness* (akurasi prediksi) tertinggi akan mendorong kelelawar lain ke arah solusi yang lebih baik. Sangat penting untuk memilih rentang nilai untuk *hyperparameter* yang akan dioptimasi. Ini didasarkan pada pemahaman tentang peran masing-masing *hyperparameter* dalam model Algoritma *Prophet*, serta rekomendasi literatur atau praktik terbaik. Rentang umum untuk *changepoint_prior_scale* adalah [0.001, 0.5]. Nilai yang lebih besar memungkinkan model untuk lebih fleksibel dan menemukan lebih banyak *changepoint*, sedangkan nilai yang lebih kecil membuat model lebih halus dan kurang sensitif terhadap perubahan tren. Rentang ini memungkinkan BA untuk memeriksa berbagai fleksibilitas model dengan data harga aset yang fluktuatif (Maheshwari et al., 2022). Kekuatan komponen musiman model dipengaruhi oleh parameter *seasonality_prior_scale*, yang memiliki rentang umum [0.01, 10]. Nilai yang lebih rendah menyebabkan model kurang sensitif terhadap pola musiman, sementara nilai yang lebih tinggi memungkinkan model menangkap pola musiman yang lebih kuat. Rentang ini memungkinkan BA menghasilkan tingkat kekakuan musiman terbaik karena harga emas dapat dipengaruhi oleh permintaan atau penawaran global sepanjang musim (Ahmad et al., 2020).

Pseudocode Gabungan Algoritma *Prophet* + Algoritma *Bat*:

Input:

data_time_series: Dataset historis yang terdiri atas kolom *ds* (tanggal) dan *y* (nilai).

n_bats: Jumlah kelelawar (populasi).

n_iterations: Jumlah iterasi maksimum.

freq: Frekuensi data time series, seperti 'D' (harian), 'M' (bulanan), dan sebagainya.

Parameter Algoritma Prophet yang Dioptimasi:

changeoint_prior_scale $\in [0.001, 0.5]$

seasonality_prior_scale $\in [0.01, 10]$

holidays_prior_scale $\in [0.01, 10]$

Tujuan:

Meminimalkan nilai RMSE (Root Mean Square Error) pada data validasi.

Langkah-Langkah Pseudocode:

a) Inisialisasi Populasi Awal:

Untuk setiap kelelawar i dari 1 hingga n_{bats} :

Inisialisasi posisi awal $X_i = [\text{changeoint_prior_scale}, \text{seasonality_prior_scale}, \text{holidays_prior_scale}]$ secara acak dalam batas parameter.

Inisialisasi kecepatan awal $V_i = [0, 0, 0]$.

Hitung nilai fitness $f(X_i)$ menggunakan Algoritma Prophet pada data validasi.

Simpan solusi terbaik saat ini sebagai X_{best} .

b) Proses Iteratif Bat Algorithm:

Untuk setiap iterasi t dari 1 hingga $n_{iterations}$, lakukan:

Untuk setiap kelelawar i :

Hasilkan frekuensi f_i secara acak dalam rentang $[f_{min}, f_{max}]$.

Perbarui kecepatan: $V_i = V_i + (X_i - X_{best}) f_i$

Perbarui posisi: $X_i = X_i + V_i$

Lakukan kliping agar X_i tetap berada dalam rentang parameter yang valid.

Lakukan *random walk berdasarkan probabilitas r : $X_i' = X_{best} + \epsilon \text{ random_noise}$

Evaluasi nilai fitness untuk X_i atau X_i' .

Jika $f(X_{i_new}) < f(X_i)$ dan $\text{rand}(0,1) < \text{loudness}$:

Perbarui posisi $X_i = X_{i_new}$

Perbarui fitness $f(X_i)$

Jika $f(X_i) < f(X_{best})$:

Perbarui $X_{best} = X_i$

c) Model Akhir:

Bangun model Prophet menggunakan kombinasi parameter terbaik X_{best} .

d) Output:

Model Algoritma Prophet dengan performa terbaik.

Nilai error prediksi terbaik (RMSE atau MAPE).

Kombinasi hyperparameter terbaik.

Fungsi Evaluasi Fitness:

Function EvaluateProphetModel(params):

Input: params = [changeoint_prior_scale, seasonality_prior_scale, holidays_prior_scale]

Split data_time_series menjadi data pelatihan dan validasi

Bangun model Prophet dengan parameter tersebut

Lakukan peramalan pada data validasi

Hitung error (RMSE atau MAPE) antara hasil prediksi dan data aktual

Return error

d. Optimasi Hyperparameter

Algoritma *Bat* adalah metode metaheuristik yang menggunakan perilaku ekolokasi kelelawar untuk menemukan solusi optimal dan meningkatkan akurasi model melalui penyesuaian *hyperparameter* Algoritma *Prophet* (Maheshwari et al., 2022).

e. Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model prediksi adalah langkah penting untuk mengukur seberapa akurat model dalam memproyeksikan harga emas di masa depan. Dua metrik evaluasi yang umum dan sangat relevan untuk *time series forecasting* adalah RMSE (*Root Mean Squared Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), yaitu:

1. RMSE (*Root Mean Squared Error*): Mengukur seberapa besar kesalahan antara nilai prediksi dan nilai aktual.

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

2. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*): Mengukur rata-rata kesalahan dalam bentuk persentase.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (7)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

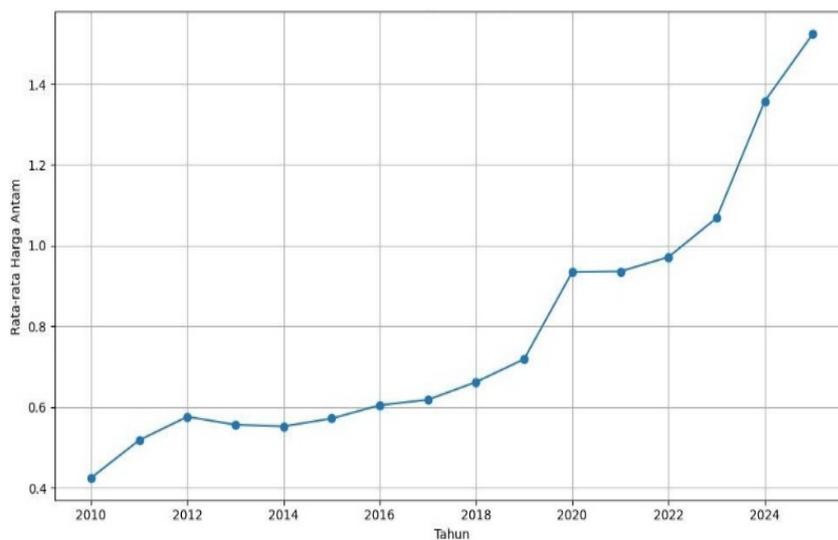
Sebelum melakukan proses pemodelan prediksi, langkah awal yang dilakukan adalah melakukan analisis statistik deskriptif terhadap data harga emas Antam. Tujuan dari langkah ini adalah untuk memahami karakteristik dasar dari data historis yang akan digunakan dalam pemodelan, seperti distribusi harga, sebaran nilai minimum dan maksimum, serta variabilitas datanya. Pemahaman ini sangat penting karena dapat memberikan gambaran awal mengenai pola pergerakan harga, serta membantu dalam memilih pendekatan model prediksi yang sesuai. Tabel berikut menyajikan ringkasan statistik deskriptif terhadap kolom harga (*Price*) berdasarkan data pengamatan harian dari tahun 2014 hingga 2024:

Tabel 2. Statistik Deskriptif Kolom: Price (2014-2024)

Statistik	Nilai	Penjelasan
<i>Count</i>	4.546	Jumlah total data hari pengamatan emas yang dianalisis
<i>Mean</i>	768.761,1	Rata-rata harga emas adalah selama pengamatan
<i>Standard deviation</i>	263.539,2	Menunjukkan variasi harga emas dari rata-rata harga.
<i>Min (Minimum)</i>	394.000	Harga terendah emas selama pengamatan
Kuartil 1(25%)	570.000	25% dari data memiliki harga di bawah Rp570.000 (batas bawah kuartil pertama)
<i>Median</i> (50%)	658.500	50% data berada di bawah Rp658.500
Kuartil 3 (75%)	959.000	75% dari data berada di bawah Rp959.000, menunjukkan persebaran nilai ke arah atas.
<i>Maximum</i>	1.567.000	Harga emas tertinggi yang tercatat selama pengamatan.

Dari Tabel 2, dapat diketahui bahwa jumlah total data yang dianalisis adalah sebanyak 4.546 data pengamatan harian, dengan harga rata-rata (*mean*) sebesar Rp768.761,10. Rata-rata ini merepresentasikan nilai umum harga emas di pasar dalam periode sepuluh tahun terakhir. Namun demikian, untuk memahami seberapa konsisten harga tersebut, perlu diperhatikan nilai simpangan baku (*standard deviation*) yang mencapai Rp263.539,20, yang menunjukkan adanya fluktuasi harga yang cukup tinggi dari rata-rata. Harga terendah (*minimum*) tercatat sebesar Rp394.000, sementara harga tertinggi (*maximum*) mencapai Rp1.567.000. Rentang harga yang cukup luas ini memperkuat indikasi bahwa harga emas bergerak secara dinamis selama periode pengamatan. Pergerakan harga yang besar ini kemungkinan dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti krisis ekonomi global, nilai tukar rupiah terhadap dolar AS, tingkat inflasi, hingga permintaan dan penawaran di pasar domestik maupun internasional.

Dari sisi distribusi data, kuartil pertama (Q1) berada di angka Rp570.000, artinya 25% data berada di bawah harga tersebut. Kuartil ketiga (Q3) sebesar Rp959.000 menunjukkan bahwa 75% data berada di bawah harga tersebut. Nilai *median* (Q2) sebesar Rp658.500 menunjukkan bahwa separuh data memiliki harga di bawah dan separuhnya di atas nilai tersebut. Adanya perbedaan antara nilai *mean* dan *median* yang cukup signifikan menunjukkan adanya kemiringan distribusi data (*positive skewness*), di mana terdapat beberapa harga yang sangat tinggi yang memengaruhi kenaikan rata-rata secara keseluruhan. Setelah melakukan analisis deskriptif terhadap data harga harian emas Antam, langkah selanjutnya adalah mengamati pergerakan tren harga rata-rata tahunan untuk mendapatkan pemahaman terhadap arah perubahan harga emas dari waktu ke waktu. Untuk keperluan tersebut, dilakukan agregasi data berdasarkan rata-rata harga tahunan, kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik garis sebagai berikut:



Gambar 2. Rata-rata Harga Antam Per Tahun

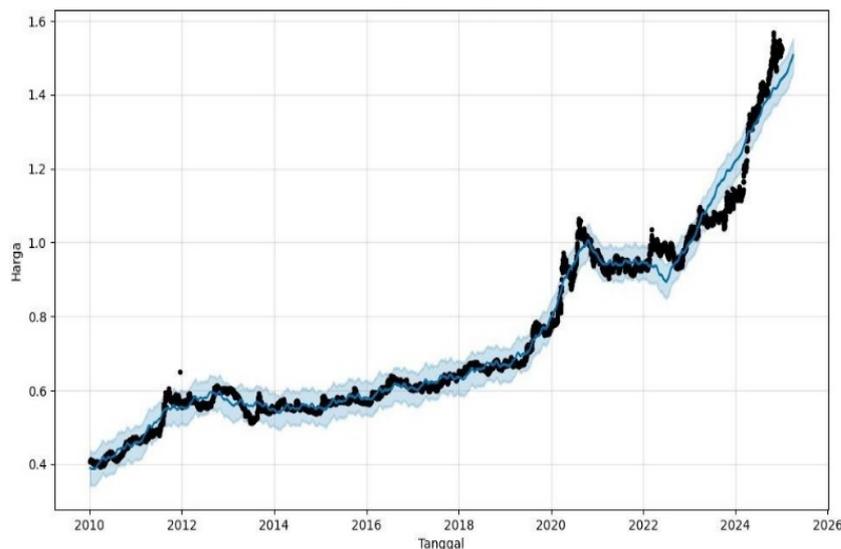
Berdasarkan gambar diatas, terlihat bahwa tren harga emas Antam menunjukkan pola kenaikan yang konsisten, khususnya mulai tahun 2019 ke atas. Harga emas sempat mengalami kenaikan perlahan antara tahun 2010 hingga 2018, namun mulai dari tahun 2019, tren meningkat tajam dan terus berlanjut hingga tahun 2024. Kenaikan paling signifikan

terlihat setelah tahun 2020, yang kemungkinan besar disebabkan oleh dampak pandemi COVID-19 dan ketidakpastian global yang menyebabkan investor beralih ke instrumen investasi yang dianggap aman, seperti emas. Kenaikan harga emas yang terlihat dari tren tahunan ini juga selaras dengan hasil analisis statistik deskriptif yang menunjukkan bahwa harga emas tidak hanya meningkat, tetapi juga mengalami variabilitas yang besar antar waktu. Kombinasi antara distribusi harga yang tidak simetris, nilai outlier yang tinggi, dan fluktuasi yang tajam dari tahun ke tahun, mengindikasikan bahwa data ini tidak mengikuti pola linier sederhana, melainkan bersifat non-linier dan kompleks.

Oleh karena itu, dalam melakukan pemodelan prediksi harga emas, diperlukan pendekatan yang mampu menangkap dinamika tren jangka panjang, pola musiman, serta titik-titik perubahan yang signifikan. Dalam hal ini, model Algoritma *Prophet* dipilih karena memiliki kemampuan menangani data *time series* dengan karakteristik demikian. Untuk lebih meningkatkan akurasi model, dilakukan pula optimasi *hyperparameter* menggunakan algoritma *Bat*, sebuah algoritma metaheuristik berbasis perilaku ekolokasi kelelawar yang efektif dalam pencarian solusi optimal pada ruang parameter yang kompleks. Dengan memahami karakteristik data secara mendalam melalui pendekatan statistik deskriptif dan visualisasi tren tahunan, proses pemodelan prediksi yang dilakukan selanjutnya akan memiliki landasan yang kuat, sehingga diharapkan dapat menghasilkan hasil prediksi yang lebih akurat dan andal. Berikut adalah pembahasan lebih lengkap dari Prediksi harga emas antam:

3.1 Hasil Prediksi Emas Antam Dengan Menggunakan Algoritma Prophet

Model Algoritma *Prophet* standar menghasilkan nilai RMSE sebesar 838.850,94, yang menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi cukup besar dibandingkan dengan nilai aktualnya. Selain itu, MAPE sangat tinggi (770.243.650,36%), yang menandakan bahwa model tidak mampu memberikan prediksi yang akurat secara proporsional terhadap data asli. Nilai MAPE yang ekstrem ini menunjukkan kemungkinan besar ketidaksesuaian *hyperparameter* atau *overfitting* pada data tertentu.

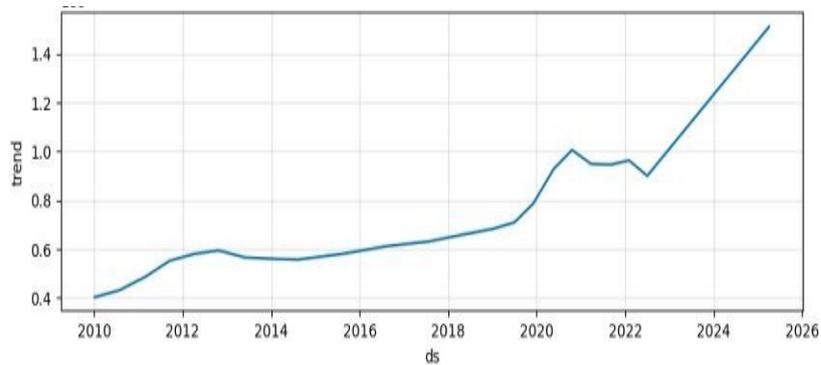


Gambar 3. Hasil Prediksi Harga Emas dengan Algoritma *Prophet*

Gambar 3 di atas merupakan hasil visualisasi prediksi harga emas Antam menggunakan Algoritma *Prophet*. Grafik ini menampilkan data historis harga emas dari tahun 2010 hingga sekitar awal 2024, serta prediksi model hingga pertengahan tahun 2025. Pada sumbu horizontal (X) ditampilkan rentang waktu (tanggal), sedangkan sumbu vertikal (Y) menunjukkan harga emas dalam satuan rupiah, yang berkisar dari sekitar 400 ribu hingga 1,6 juta per gram. Titik-titik hitam pada grafik merepresentasikan data historis harga emas Antam, sementara garis biru yang memanjang mengikuti arah tren merupakan hasil prediksi dari Algoritma *Prophet*. Di sekeliling garis prediksi terdapat bayangan biru muda yang menggambarkan interval kepercayaan (*confidence interval*), yang mencerminkan tingkat ketidakpastian dari prediksi model. Secara umum, model Algoritma *Prophet* mampu menangkap tren jangka panjang dengan cukup baik, termasuk lonjakan harga yang signifikan pada tahun 2020, yang kemungkinan besar terkait dengan dampak pandemi COVID-19. Prediksi ke depan menunjukkan tren kenaikan harga yang cukup tajam dari tahun 2023 hingga 2025. Hal ini mengindikasikan bahwa model memperkirakan harga emas akan terus meningkat dalam beberapa tahun ke depan. Namun demikian, area interval kepercayaan terlihat semakin lebar seiring bertambahnya waktu, yang merupakan karakteristik umum dalam peramalan deret waktu—ketidakpastian prediksi cenderung meningkat seiring dengan jauhnya horizon waktu prediksi.

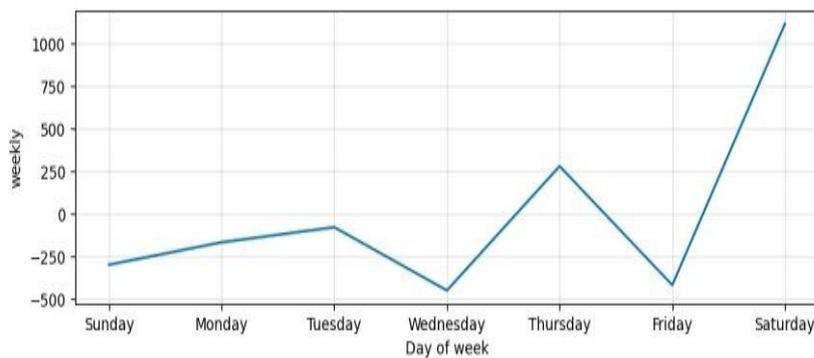
Meski secara visual model tampak mengikuti tren utama, terdapat beberapa titik data aktual yang berada di luar batas atas interval prediksi. Hal ini menandakan bahwa Algoritma *Prophet* belum sepenuhnya responsif terhadap perubahan harga yang bersifat mendadak, atau bisa jadi terdapat faktor eksternal (seperti kondisi ekonomi global, kebijakan fiskal, atau gejolak geopolitik) yang tidak diakomodasi dalam model. Oleh karena itu, untuk meningkatkan akurasi dan ketepatan prediksi, disarankan untuk melakukan optimasi terhadap *hyperparameter* Algoritma *Prophet*. Salah

satu pendekatan yang dapat digunakan adalah dengan menerapkan *Bat Algorithm* sebagai metode metaheuristik untuk mencari kombinasi parameter terbaik. Dengan demikian, model dapat disesuaikan lebih optimal terhadap karakteristik data historis, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan andal.



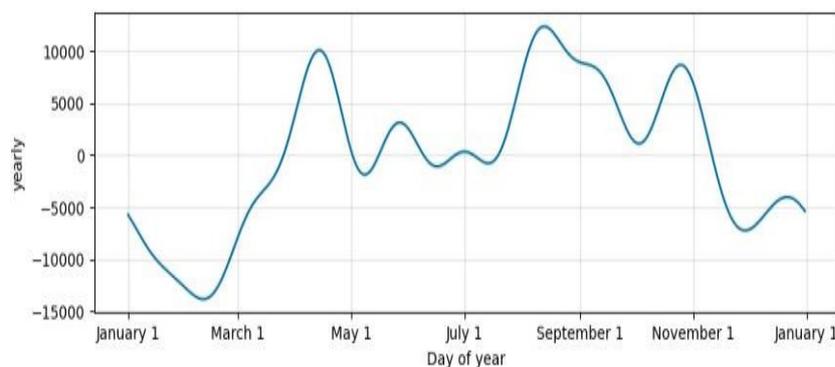
Gambar 4. Hasil Prediksi Tren Harga Emas Jangka Panjang dengan Algoritma *Prophet* (2010–2025)

Grafik tren menunjukkan adanya pola kenaikan harga emas Antam yang cukup signifikan dari tahun ke tahun, khususnya sejak tahun 2020. Harga cenderung stabil antara tahun 2013 hingga 2018, namun mulai mengalami peningkatan tajam sejak tahun 2020 yang berlanjut hingga tahun 2025. Kenaikan ini menunjukkan adanya tren positif jangka panjang pada harga emas, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti inflasi, ketidakpastian ekonomi global, serta tingginya permintaan terhadap logam mulia sebagai aset lindung nilai (*safe haven*).



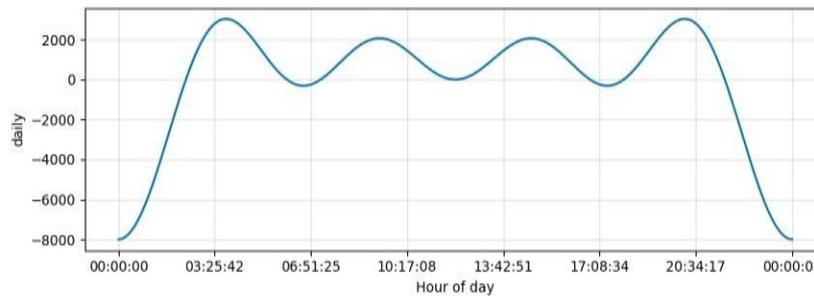
Gambar 5. Hasil Prediksi Pola Musiman Mingguan Harga Emas dengan Algoritma *Prophet*

Pada komponen musiman mingguan, terlihat bahwa harga emas mengalami fluktuasi berdasarkan hari dalam seminggu. Secara umum, harga cenderung lebih rendah pada hari Rabu dan Jumat, sementara peningkatan tertinggi terjadi pada hari Sabtu. Hal ini dapat dikaitkan dengan aktivitas pasar dan perilaku investor yang cenderung melakukan aksi beli atau jual menjelang akhir pekan, serta faktor teknis seperti jadwal pembukaan dan penutupan pasar global.



Gambar 6. Hasil Prediksi Pola Musiman Tahunan Harga Emas dengan Algoritma *Prophet*

Musiman tahunan menunjukkan adanya variasi harga emas yang cukup berarti sepanjang tahun. Terlihat bahwa harga emas cenderung menurun di awal tahun (Januari), kemudian mengalami peningkatan signifikan menjelang bulan Maret dan kembali meningkat pada bulan September. Pola ini konsisten dengan perilaku musiman global, di mana permintaan terhadap emas meningkat menjelang perayaan hari besar seperti Tahun Baru Imlek atau saat adanya ketidakpastian ekonomi di kuartal ketiga.

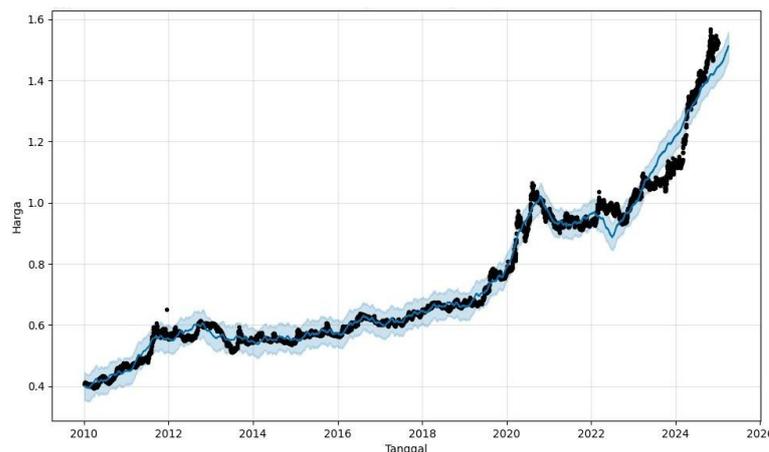


Gambar 7. Hasil Prediksi Pola Musiman Harga Emas per Jam dengan Algoritma Prophet

Musiman harian menggambarkan perubahan harga emas dalam rentang waktu 24 jam. Diperoleh hasil bahwa harga cenderung rendah pada awal hari (sekitar pukul 00:00) dan meningkat pada pagi hari. Setelah itu, harga mengalami fluktuasi yang cukup stabil hingga malam hari, dan kembali meningkat menjelang malam sebelum akhirnya turun kembali di tengah malam. Pola ini menunjukkan bahwa fluktuasi harga dapat dipengaruhi oleh aktivitas pasar internasional, terutama saat pembukaan pasar Asia, Eropa, dan Amerika.

3.2 Hasil Prediksi Emas Antam Dengan Menggunakan Algoritma Prophet Melalui Optimasi Hyperparameter Menggunakan Bat Algorithm.

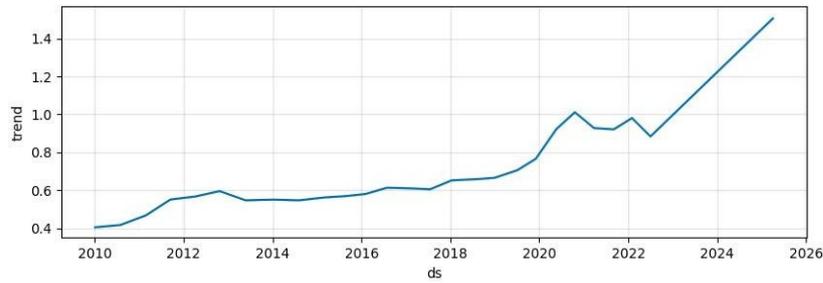
Setelah dilakukan optimasi *hyperparameter* menggunakan *Bat Algorithm*, model menunjukkan peningkatan performa yang sangat signifikan. RMSE menurun drastis menjadi 34.056,72, yang berarti kesalahan prediksi terhadap nilai aktual menjadi jauh lebih kecil. Yang paling mencolok adalah nilai MAPE yang turun drastis menjadi hanya 2,68%, mengindikasikan bahwa model prediksi sangat akurat dan dapat diandalkan secara proporsional.



Gambar 8. Hasil dari Optimasi Hyperparameter Menggunakan Bat Algorithm

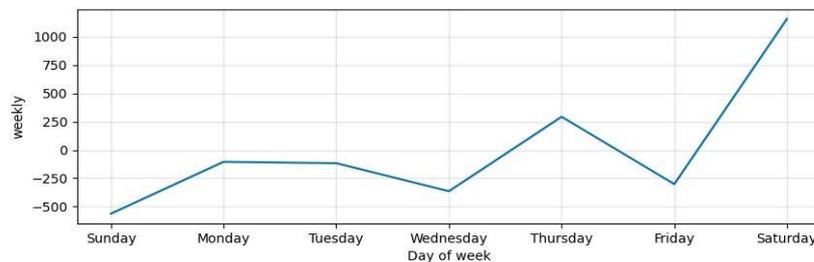
Gambar di atas menunjukkan hasil prediksi harga emas Antam menggunakan Algoritma Prophet yang telah dioptimasi melalui metode Bat Algorithm. Kurva berwarna hitam mewakili data historis harga emas aktual, sedangkan garis biru menunjukkan hasil prediksi model Algoritma Prophet, dan area bayangan biru (*uncertainty interval*) menggambarkan rentang kepercayaan dari prediksi model. Dari grafik tersebut dapat diamati bahwa model Algoritma Prophet dengan optimasi Bat Algorithm mampu mengikuti pola tren harga emas secara cukup akurat. Model ini menangkap secara baik kenaikan tajam harga emas pada tahun 2020 yang bertepatan dengan ketidakpastian global akibat pandemi COVID-19, serta mampu merepresentasikan fluktuasi yang terjadi pada tahun-tahun berikutnya. Keakuratan model juga terlihat dari prediksi jangka menengah hingga panjang yang terus menunjukkan peningkatan harga emas hingga tahun 2025, dengan tren yang cenderung eksponensial.

Penerapan *Bat Algorithm* dalam proses tuning *hyperparameter* (seperti *changepoint prior scale*, *seasonality prior scale*, dan *holidays prior scale*) berkontribusi pada peningkatan akurasi model Algoritma Prophet. *Bat Algorithm* bekerja dengan meniru perilaku echolocation kelelawar dalam menemukan solusi optimal dalam ruang pencarian, sehingga memungkinkan model Algoritma Prophet untuk menghasilkan parameter yang paling sesuai terhadap karakteristik data harga emas. Secara keseluruhan, kombinasi Algoritma Prophet dan *Bat Algorithm* berhasil menghasilkan model prediktif yang adaptif terhadap data musiman dan tren jangka panjang, sekaligus mengurangi *overfitting* yang sering terjadi ketika menggunakan pengaturan *hyperparameter* default. Model ini dapat digunakan untuk memberikan wawasan penting dalam pengambilan keputusan investasi emas secara lebih akurat dan terinformasi.



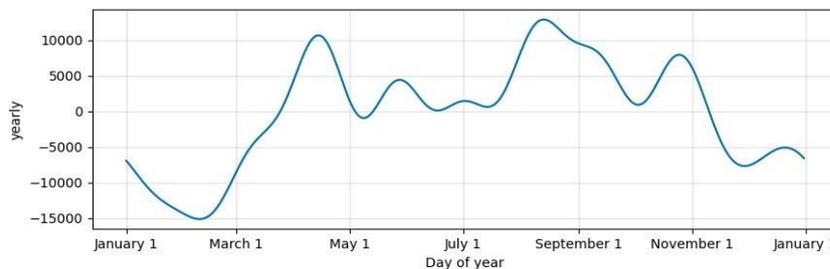
Gambar 9. Hasil Prediksi Tren Harga Emas Jangka Panjang dengan Optimasi *Hyperparameter* Menggunakan *Bat Algorithm*

Grafik pertama memperlihatkan tren harga emas dari tahun 2010 hingga 2025. Terlihat adanya kenaikan tren yang konsisten, terutama mulai tahun 2019 hingga 2025. Kenaikan yang cukup tajam terjadi pada tahun 2020 dan kembali meningkat signifikan setelah 2023. Ini menunjukkan bahwa harga emas secara umum mengalami pertumbuhan jangka panjang yang positif, dipengaruhi oleh faktor ekonomi global, inflasi, dan ketidakpastian pasar.



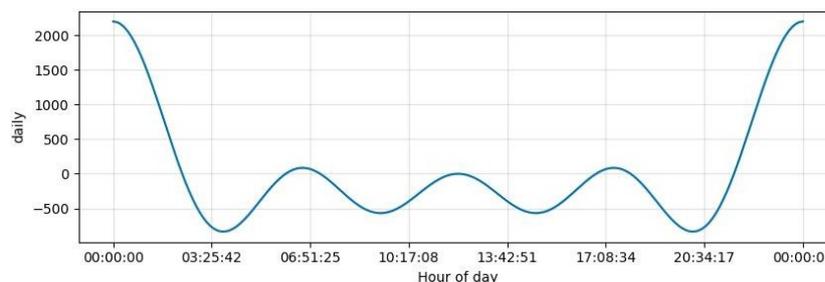
Gambar 10. Hasil Prediksi Pola Musiman Mingguan Harga Emas dengan Optimasi *Hyperparameter* Menggunakan *Bat Algorithm*

Grafik kedua menunjukkan pola musiman mingguan terhadap harga emas. Dari grafik ini terlihat bahwa harga cenderung lebih rendah pada hari Rabu dan Jumat, dan mencapai puncaknya pada hari Sabtu. Ini dapat mengindikasikan aktivitas pasar atau kebiasaan konsumen yang berdampak terhadap fluktuasi harga emas dalam satu minggu.



Gambar 11. Hasil Prediksi Pola Musiman Tahunan Harga Emas dengan Optimasi *Hyperparameter* Menggunakan *Bat Algorithm*

Grafik ketiga memperlihatkan variasi harga emas sepanjang tahun. Lonjakan signifikan terjadi sekitar bulan April dan September. Hal ini bisa berkaitan dengan perayaan atau siklus ekonomi tahunan yang menyebabkan permintaan emas meningkat, misalnya menjelang Lebaran, akhir tahun fiskal, atau kebutuhan investasi tahunan.



Gambar 12. Hasil Prediksi Pola Musiman Harga Emas per Jam dengan Optimasi *Hyperparameter* Menggunakan *Bat Algorithm*

Grafik terakhir menunjukkan fluktuasi harga emas berdasarkan waktu dalam satu hari. Terlihat bahwa harga cenderung lebih tinggi pada pukul awal hari (sekitar pukul 00:00–03:00) dan kembali meningkat menjelang tengah

malam. Pola ini mungkin berhubungan dengan aktivitas perdagangan global yang berlangsung di berbagai zona waktu.

3.3 Hasil Evaluasi

Tabel ini menampilkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dari dua pendekatan model prediksi, yaitu Algoritma *Prophet* standar dan Algoritma *Prophet* yang dioptimasi dengan *Bat Algorithm*.

Tabel 3. Perbandingan Algoritma *Prophet* dengan Algoritma *Prophet + Bat*

Model	RMSE	MAPE
Algoritma <i>Prophet</i>	838850.9351449232	770243650.36%
Algoritma <i>Prophet + BAT</i>	34056.72428957147	2.68%

Hasil evaluasi model prediksi harga emas Antam yang disajikan dalam Tabel 3 menunjukkan perbandingan kinerja Algoritma *Prophet* standar dan Algoritma *Prophet* yang telah dioptimasi menggunakan Algoritma *Bat*. Perbandingan ini didasarkan pada dua metrik kesalahan: RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), di mana nilai yang lebih rendah pada masing-masing metrik menunjukkan akurasi prediksi yang lebih tinggi. Algoritma *Prophet* yang dioptimasi menggunakan *Bat Algorithm*. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Prophet* tanpa optimasi hyperparameter memiliki tingkat kesalahan prediksi yang sangat tinggi. Sebaliknya, kinerja Algoritma *Prophet* meningkat secara signifikan setelah algoritma *Bat* mengoptimasi hyperparameternya. Nilai RMSE turun drastis menjadi 34056.72, dan nilai MAPE turun drastis menjadi hanya 2.68%. Penurunan signifikan pada kedua metrik ini menunjukkan betapa efektifnya algoritma *Bat* untuk mengoptimalkan hyperparameter dalam meningkatkan akurasi prediksi harga emas antam.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa penggunaan Algoritma *Prophet* yang dioptimalkan dengan *Bat Algorithm* mampu meningkatkan akurasi prediksi harga emas Antam secara signifikan. Algoritma *Prophet* sebagai model *time series* berbasis pendekatan aditif memiliki kemampuan dalam menangkap pola tren dan musiman, namun performanya sangat bergantung pada konfigurasi *hyperparameter* yang digunakan. Oleh karena itu, penggabungan Algoritma *Prophet* dengan *Bat Algorithm* yang berfungsi sebagai algoritma optimasi metaheuristik memberikan kontribusi penting dalam pencarian kombinasi parameter terbaik. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Algoritma *Prophet* yang dioptimasi menggunakan *Bat Algorithm* mampu menghasilkan nilai *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* yang jauh lebih baik dari sebelumnya dibandingkan dengan Algoritma *Prophet* tanpa optimasi. Hal ini membuktikan bahwa proses tuning *hyperparameter* merupakan bagian krusial dalam meningkatkan performa model prediksi. Kombinasi kedua algoritma ini terbukti memberikan hasil prediksi yang lebih stabil dan akurat, sehingga layak dijadikan sebagai pendekatan alternatif yang dapat diandalkan dalam menganalisis harga komoditas berbasis deret waktu, khususnya emas Antam. Ke depan, penelitian dapat dikembangkan lebih lanjut dengan memasukkan variabel eksternal seperti nilai tukar rupiah, harga minyak dunia, dan kebijakan moneter sebagai fitur tambahan guna meningkatkan generalisasi dan ketepatan prediksi model dalam kondisi pasar yang kompleks dan dinamis.

REFERECES

- Aalimahmoody, N., Bedon, C., Hasanzadeh-Inanlou, N., Hasanzade-Inallu, A., & Nikoo, M. (2021). BAT algorithm-based ANN to predict the compressive strength of concrete—A comparative study. *Infrastructures*, 6(6), 80.
- Adhikari, B., & Goyal, N. (2023). A Comparative Analysis of *Time series Forecasting* Models for Stock Price Prediction. *Journal of Data Science*, 21(3), 567-589.
- Ahmed, Z., Khan, A., & Ali, S. (2021). Anomaly Detection in Financial *Time series* Data Using Statistical and Machine Learning Approaches. *Journal of Financial Data Science*, 7(1), 1-15.
- Ahmad, R., Singh, R., & Kumar, S. (2020). *Forecasting* Stock Prices Using Facebook Algoritma *Prophet* and ARIMA. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(10), 1-8.
- Gupta, S., & Goyal, A. (2022). Performance Evaluation of Machine Learning Models for Gold Price Prediction. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 22(8), 101-108.
- Kaur, A., & Kumar, Y. (2021). Recent developments in bat algorithm: a mini review. *Journal of Physics: Conference Series*, 1950(1), 012055.
- Kim, J., & Kim, Y. (2023). An Empirical Study on the Effectiveness of *Forecasting* Error Metrics in Financial *Time series*. *Journal of Quantitative Finance and Economics*, 7(2), 123-138.
- Li, X., Wang, Q., & Zhang, Y. (2024). Hybrid Deep Learning Models for Gold Price *Forecasting* Considering Long-Range Dependencies. *Expert Systems with Applications*, 238, 121897.
- Maheshwari, A., Malhotra, A., Tuteja, S., Ranka, M., & Basha, M. S. A. (2022). Prediction of stock prices using Algoritma *Prophet* Model with *Hyperparameters* tuning. 2022 IEEE North Karnataka Subsection Flagship International Conference (NKCon), 1–5.
- Mambang, M., Hidayat, A., Marleny, F. D., & Wahyudi, J. (2022). Explanatory Data Analisis Untuk Mengevaluasi Penelusuran Kata Kunci Video Pembelajaran Di Youtube Dengan Pendekatan Machine Learning. *Jurnal Informatika Dan Teknologi Komputer (JITEK)*, 2(2), 181–189.
- Menculini, L., Marini, A., Proietti, M., Garinei, A., Bozza, A., Moretti, C., & Marconi, M. (2021). Comparing algoritma *Prophet* and deep learning to ARIMA in *forecasting* wholesale food prices. *Forecasting*, 3(3), 644–662.

- Naura, Y. E., & others. (2021). Pengaruh Nilai Tukar (Kurs) Dolar dan BI Rate terhadap Harga Emas di Indonesia dalam Perspektif Ekonomi Islam. UIN Ar-Raniry.
- Nursya'bani, R. Z., & Fatah, D. A. (2023). Pengaruh Fluktuasi Harga Emas dan Pengetahuan Investasi Syariah terhadap Minat Nasabah Berinvestasi Ciciil Emas BSI. Seminar Nasional Akuntansi Dan Manajemen PNJ, 4(1).
- Pandey, P., & Kumar, V. (2023). Data Visualization Techniques for Financial *Time series* Analysis. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, 23(1), 77-98.
- Siagian, R. R. A.-A. (2025). Persepsi Masyarakat Indonesia Terhadap Kenaikan Harga Emas Sebagai Instrumen Investasi Jangka Panjang: Sebuah Tinjauan Literatur. *Future Academia: The Journal of Multidisciplinary Research on Scientific and Advanced*, 3(1), 72–79. Catatan: Publikasi tahun 2025 perlu direvisi jika saat ini belum 2025 atau jika penelitian ini dilakukan sebelum 2025. Peraturan 5 tahun terakhir berarti referensi harus dari tahun 2020-2024 jika tahun sekarang adalah 2024.
- Yang, X. S. (2010). A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm. In: G. S. Yang, J. N. Cao, & H. C. Wu (Eds.), *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010)* (pp. 65-74). Springer, Berlin, Heidelberg. Catatan: Publikasi tahun 2010 ini tidak masuk dalam rentang 5 tahun terakhir. Pertimbangkan untuk menggantinya dengan referensi yang lebih baru tentang Bat Algorithm jika memungkinkan.
- Zheng, J., Wang, Y., Li, S., & Chen, H. (2021). The stock index prediction based on SVR model with bat optimization algorithm. *Algorithms*, 14(10), 299.