

**STUDI PERBANDINGAN ANALISIS DATA TIME SERIES
HARGA EMAS MENGGUNAKAN XGBOOST, STL, DAN
FACEBOOK PROPHET**

Rizal Mujahiddan



**DEPARTEMEN ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2023**

ABSTRAK

RIZAL MUJAHIDDAN. STUDI PERBANDINGAN ANALISIS DATA TIME SERIES HARGA EMAS MENGGUNAKAN XGBOOST, STL, DAN FACEBOOK PROPHET. Dibimbing oleh ENDANG PURNAMA GIRI dan MEDRIA KUSUMA DEWI HARDHIENATA

Harga emas memiliki peranan yang signifikan dalam sektor keuangan dan investasi. Sebagai komoditas yang stabil dan cenderung naik nilainya, prediksi harga emas menjadi sangat penting bagi para pelaku pasar. Studi ini membandingkan tiga model analisis data time series harga emas: XGBoost, STL, dan Facebook Prophet. Faktor-faktor eksternal seperti tingkat inflasi, nilai tukar mata uang, dan indeks saham juga dipertimbangkan sebagai variabel prediktor. Data harga emas dan faktor-faktor eksternal dikumpulkan dari Januari 2010 hingga April 2023 dan dianalisis menggunakan ketiga model tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Facebook Prophet tanpa faktor eksternal memiliki tingkat kesalahan SMAPE sebesar 9,65%, lebih akurat dibandingkan dengan model XGBoost dan STL.

Kata kunci : Emas, Facebook Prophet, Keuangan, Peramalan, Analisis Waktu, STL, XGBoost

ABSTRACT

RIZAL MUJAHIDDAN. STUDI PERBANDINGAN ANALISIS DATA TIME SERIES HARGA EMAS MENGGUNAKAN XGBOOST, STL, DAN FACEBOOK PROPHET. Supervised by ENDANG PURNAMA GIRI and MEDRIA KUSUMA DEWI HARDHIENATA

The price of gold plays a significant role in the finance and investment sectors. As a commodity that is stable and tends to increase in value, gold price prediction is very important for market participants. This study compares three gold price time series data analysis models: XGBoost, STL, and Facebook Prophet. External factors such as inflation rate, currency exchange rate, and stock index are also considered as predictor variables. Gold price data and external factors were collected from January 2010 to April 2023 and analyzed using the three models. The results show that the Facebook Prophet model without external factors has an SMAPE error rate of 9.65%, which is more accurate than the XGBoost and STL models.

Keywords : Gold price, Facebook Prophet, Finance, Forecasting, Temporal Analysis, STL, XGBoost

Judul : Studi Perbandingan Analisis Data Time Series Harga
Emas Menggunakan XGBoost, STL, dan Facebook
Prophet
Nama : Rizal Mujahiddan
NIM : G64190069

Disetujui oleh

Pembimbing 1:

Endang Purnama Giri S.Kom., M.Kom.

Pembimbing 2:

Medria Kusuma Dewi Hardhienata S.Komp., Ph.D.

Diketahui oleh

Ketua Departemen Ilmu Komputer :

Dr. Sony Hartono Wijaya S.Kom., M.Kom.

198108092008121002

Tanggal Ujian:

Tanggal Lulus:

PRAKATA

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala karunia-Nya sehingga karya ilmiah ini berhasil diselesaikan. Judul yang dipilih dalam penelitian yang dilaksanakan sejak bulan Januari 2023 sampai bulan Juli 2023 adalah Studi Perbandingan Analisis Data Time Series Harga Emas Menggunakan XGBoost, STL, dan Facebook Prophet.

Terima kasih penulis ucapkan kepada :

1. Keluarga penulis yang senantiasa mendukung dalam pelaksanaan penelitian, terdiri dari kedua orang tua, yaitu bapak Cecep Gunawan dan ibu Minah Mintarsih serta kedua saudara perempuan penulis yaitu Sabriyani Chairunissa dan Zackyah Miftahul Zannah.
2. Bapak Endang Purnama Giri S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing pertama dan ibu selaku dosen pembimbing kedua atas bimbingan dan arahannya selama berjalannya penelitian.

Bogor, Juli 2023

Rizal Mujahiddan

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	4
DAFTAR GAMBAR	6
DAFTAR TABEL	6
I PENDAHULUAN	7
1.1 Latar Belakang	7
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Tujuan Penelitian	8
1.4 Manfaat Penelitian	8
1.5 Ruang Lingkup	8
II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Model Facebook Prophet	9
2.2 STL (Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess)	10
2.3 XGBoost	13
2.4 Harga Emas	14
2.5 Perbandingan Model prediksi harga emas	15
2.6 Granger Causality	16
III METODE PENELITIAN	17
3.1 Alat dan Bahan	17
3.2 Tahapan Penelitian	17
3.2.1 Studi literatur	17
3.2.2 Pengambilan dan Pengolahan Data	18
3.2.4 Melatih data dan mengatur parameter dengan 3 model	18
3.2.5 Perbandingan model dan Evaluasi Model	19
3.3 Deskripsi Data	20
3.4 Jadwal Penelitian	21
3.5 Skenario Eksperimen	21
3.6 Lingkungan Pengembangan	21
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	22
4.1 Analisis Statistik Data	22
4.3 Perbandingan Model Forecasting	25
V KESIMPULAN DAN SARAN	25
5.1 Kesimpulan dan Saran	25
DAFTAR PUSTAKA	26

PERNYATAAN MENGENAI LAPORAN AKHIR DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa laporan akhir dengan judul “STUDI PERBANDINGAN ANALISIS DATA TIME SERIES HARGA EMAS MENGGUNAKAN XGBOOST, STL, DAN FACEBOOK PROPHET” adalah karya saya dengan arahan dari dosen pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir laporan akhir ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya kepada Institut Pertanian Bogor.

Bogor, Juli 2023

Rizal Mujahiddan
G64190069

DAFTAR GAMBAR

1	Contoh grafik komponen prophet	10
2	Alur Penelitian	17
3	Grafik normalisasi master data	20
4	Persebaran data harga emas	22
5	Persebaran kurs jual dollar	22
6	Persebaran kurs beli dollar	23
7	Persebaran data inflasi	23
8	Persebaran data suku bunga BI	23
9	<i>Heatmap p-value Granger Causality</i>	24
10	Grafik autocorrelation	24
11	Partial autocorrelation	24

DAFTAR TABEL

1	Akurasi penelitian sebelumnya	16
2	Tuning parameter Facebook Prophet	18
3	Tuning parameter STL	19
4	Tuning parameter XGBoost	19
5	Master data	20
6	Jadwal Penelitian	21
7	Statistik master data	22
8	Metrik dengan model univariate	25
9	Metrik dengan model multivariate	25

I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Meramalkan harga emas itu penting bagi lembaga keuangan, investor, perusahaan pertambangan dan perusahaan terkait untuk memeriksa fluktuasi harga emas agar dapat membuat keputusan yang benar. Harga emas kemungkinan akan bereaksi terhadap suku bunga riil sebagai tanggapan terhadap kecepatan dimana bank sentral global memperketat kebijakan moneter dan efektivitas mereka dalam mengendalikan inflasi. Oleh karena itu, model yang akurat sangat diperlukan untuk meramalkan pergerakan harga emas dengan tepat.

Penelitian terkini yang telah dilakukan untuk mengatasi hal serupa antara lain adalah penerapan model ARIMA (Makala & Li 2021) dalam memprediksi harga emas dan prediksi harga emas menggunakan Univariate Convolutional Neural Network (Halimi et al. 2019). Makalah Chai *et al.* (2021) mempelajari hubungan dinamis antara emas, minyak mentah, indeks dolar AS dan indeks volatilitas (VIX) dan menggunakan model STL-ETS untuk secara akurat menyesuaikan tren fluktuasi pengembalian harga emas. Makalah ini memberikan analisis terperinci tentang hubungan antara emas dan indikator ekonomi penting lainnya. Penelitian Jabeur *et al.* (2022) membandingkan enam model pembelajaran mesin dan mengusulkan pendekatan inovatif untuk meramalkan pergerakan harga emas dengan akurat dan menafsirkan prediksi menggunakan algoritma XGBoost dan nilai interaksi SHAP. Salah satu keuntungan dari makalah ini adalah memberikan perbandingan terperinci dari berbagai model pembelajaran mesin yang berbeda. Penelitian Khani et al. mengembangkan model baru untuk memiliki perkiraan yang tepat dari nilai pasar saham sehubungan dengan dataset COVID-19 menggunakan jaringan memori jangka panjang (LSTM). Salah satu keuntungan dari makalah ini adalah memberikan analisis terperinci tentang dampak pandemi COVID-19 pada pasar saham. Penelitian Kishann & RamaParvathy (2022) mengembangkan model Facebook Prophet untuk meramal nilai harga emas. Keuntungan dari penelitian ini adalah mampu meramalkan harga emas dengan akurasi 97,2%.

Dari penelitian sebelumnya dan jurnal Makridakis *et al.* (2019), model statistik dan model machine learning lebih baik dibandingkan deep learning. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan model Facebook Prophet, STL, dan XGBoost.

1.2 Rumusan Masalah

1. Metode apa yang baik untuk dalam memprediksi harga emas ketika diterapkan dengan *multivariate* dan *univariate* ?
2. Bagaimana pengaruh faktor eksternal terhadap harga emas ?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja dari tiga metode analisis data *time series*, XGBoost, STL dan Facebook Prophet dalam memprediksi harga emas. Penelitian ini melibatkan penerapan metode-metode ini pada data harga emas historis untuk menilai kemampuan mereka menemukan pola dan tren dalam data dan untuk menganalisis keakuratan perkiraan harga emas yang dihasilkan oleh masing-masing metode.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat Penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat digunakan oleh investor atau pelaku pasar lainnya untuk membuat keputusan investasi yang lebih baik.
2. Dapat menjadi dasar bagi penelitian selanjutnya yang berhubungan dengan prediksi harga emas.

1.5 Ruang Lingkup

Ruang lingkup digunakan untuk penelitian adalah sebagai berikut :

1. Data harga Emas diperoleh dari situs logam mulia (Logam Mulia, 2022)
2. Data yang digunakan dari 4 Januari 2010 hingga 30 April 2023

II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Model Facebook Prophet

Facebook Prophet merupakan sebuah metode yang digunakan untuk memprediksi data rangkaian waktu dengan menggunakan model aditif, di mana tren-tren non-linear ditentukan berdasarkan musiman tahunan, mingguan, dan harian, serta efek-efek liburan. (Taylor & Letham, 2017). Model ini mudah digunakan dan dapat mengakomodasi faktor-faktor seperti tren, musiman, dan efek liburan. Namun, model ini memiliki beberapa kekurangan seperti kurangnya kemungkinan untuk memahami secara tepat bagaimana dan apa yang dipelajari oleh model. Ketika digunakan untuk masalah peramalan yang kompleks, kemampuan model dapat menjadi terbatas (Korstanje 2021).

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

$g(t)$: Komponen tren

$s(t)$: Komponen Seasonal

$h(t)$: Komponen *Holiday*

ϵ_t : Komponen residual

$y(t)$: data deret waktu

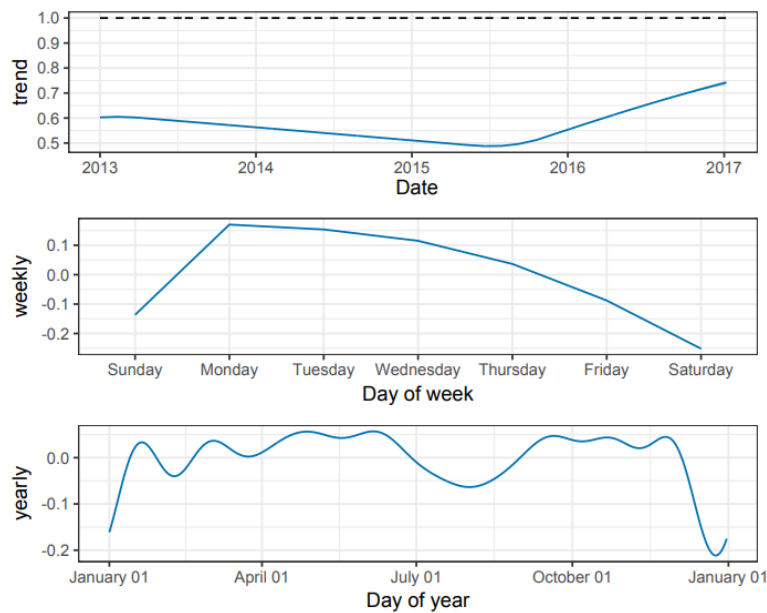
Facebook Prophet menggunakan kurva pertumbuhan linear atau logistik untuk memodelkan tren. Rumus untuk tren pada waktu t diberikan oleh: $g(t) = a + bt + S(t) + X(t) + \epsilon(t)$, dimana $g(t)$ mewakili tren pada waktu t , a adalah titik potong, b adalah kemiringan, $S(t)$ mewakili komponen musiman, $X(t)$ mewakili efek liburan, dan $\epsilon(t)$ adalah istilah kesalahan. Rumus untuk komponen musiman pada waktu t adalah sebagai berikut.

$$S(t) = \sum_{k=1}^K (a_k \cos(\frac{2\pi kt}{P}) + b_k \sin(\frac{2\pi kt}{P})) \quad (2)$$

Arti simbol dari $S(t)$ mewakili musiman pada waktu t , K adalah jumlah komponen Fourier yang diperlukan untuk menangkap musiman dengan akurat, P adalah periode musiman, dan a_k dan b_k adalah koefisien dari deret Fourier. Facebook Prophet memasukkan dampak liburan dan acara khusus pada deret waktu. Rumus untuk efek liburan pada waktu t adalah:

$$X(t) = \sum_{i=1}^N x_i I_t(t \in \text{holiday}_i) \quad (3)$$

Arti simbol dari $X(t)$ mewakili efek liburan pada waktu t , N adalah jumlah liburan, x_i adalah efek liburan untuk liburan ke- i , dan $I(t \in \text{holiday})$ adalah fungsi indikator yang sama dengan 1 jika waktu t jatuh dalam liburan ke- i dan 0 jika tidak. Algoritma ini menyesuaikan tren, musiman, dan efek liburan untuk meminimalkan dampak pencilaan pada ramalan. Algoritma ini mengidentifikasi titik perubahan dalam tren dan menangkap perubahan dalam pola dasar deret waktu. Proses optimasi menyesuaikan parameter hingga konvergensi dan mengevaluasi akurasi ramalan dengan membandingkannya dengan data aktual.



Gambar 1 Contoh grafik komponen prophet

Facebook Prophet memiliki kelebihan dalam kemudahan penggunaan dan kemampuannya dalam memperhitungkan faktor-faktor seperti tren, musiman, dan efek liburan untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Taylor & Letham, 2017). Namun, Model Facebook Prophet juga memiliki beberapa kelemahan yang perlu dipertimbangkan. Pertama, Facebook Prophet memiliki keterbatasan dalam pemahaman yang tepat tentang bagaimana dan apa yang dipelajari oleh model tersebut. Ini disebabkan oleh Facebook Prophet yang secara otomatis melakukan sebagian besar pekerjaan untuk pengguna tanpa memerlukan pemahaman teori yang mendalam. Kedua, Facebook Prophet memiliki jumlah parameter yang terbatas yang dapat diatur dan disesuaikan, yang dapat menjadi kelebihan jika model berfungsi dengan baik, tetapi juga dapat menjadi kelemahan jika model tidak memberikan tingkat akurasi yang diinginkan. Terakhir, meskipun Facebook Prophet dapat memberikan hasil yang baik dengan pengaturan parameter default, namun ketika digunakan untuk masalah prediksi yang kompleks, kemampuan model dapat menjadi terbatas. Hal ini disebabkan oleh sifat modular dan sederhana dari model regresi yang digunakan oleh Facebook Prophet. Oleh karena itu, walaupun Facebook Prophet menawarkan kemudahan penggunaan, pengguna harus mempertimbangkan kelemahan-kelemahan ini sebelum memilih menggunakan model Facebook Prophet untuk masalah prediksi mereka (Korstanje 2021).

2.2 STL (Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess)

STL merupakan proses penyaringan untuk dekomposisi *time series* menjadi 3 komponen yakni tren, *seasonal*, dan komponen residu. Perumusan STL adalah sebagai berikut :

$$Y_v = T_v + S_v + R_v \quad (4)$$

Y_v : Data Time Series

T_v : Komponen *Trend*

S_v : Komponen *Seasonal*

R_v : Komponen Residu

STL menggunakan metode *smoothing* yakni *LOESS* (*locally estimated scatterplot smoothing*). *LOESS* (*locally estimated scatter plot smoothing*) adalah metode non-parametrik untuk melakukan *smoothing* pada data (Cleveland *et al.* 1990). *LOESS* menggunakan regresi dengan nilai bobot tertentu (W) dengan syarat seperti berikut :

1. $W(x) > 0$ untuk $|x| < 1$;
2. $W(-x) = W(x)$;
3. $W(x)$ merupakan fungsi tidak naik untuk $x \geq 0$;
4. $W(x) = 0$ untuk $|x| \geq 1$;

Dengan syarat ini, maka fungsi W ini bervariasi seperti fungsi *tricube* dan *gaussian*. Tetapi, Fungsi W yang sering digunakan adalah *tricube*. Fungsi *Tricube* adalah sebagai berikut :

$$W(x) = \{(1 - |x|^3)^3, |x| < 1; 0, |x| \geq 1\} \quad (5)$$

Algoritma *LOESS* hampir mirip dengan regresi linear, tetapi yang membedakan menggunakan metode *weighted least square*. Untuk mekanisme *LOESS* adalah sebagai berikut:

1. tentukan parameter d (*degree*) , fungsi W (*Weight*) , banyak iterasi (t), parameter untuk menentukan *smoothing* (f), dan parameter untuk menentukan ukuran *window* (*span*)
2. urutkan variabel independen
3. di setiap titiknya hitunglah seperti
 - a. buatlah jarak di setiap titiknya
 - b. buatlah *window* berdasarkan parameter *span* untuk tetangga terdekat dari titik tersebut
 - c. menskala dengan jarak tersebut berdasarkan jarak maksimum.
 - d. terapkan fungsi W pada jarak tersebut
 - e. hitunglah regresi dengan metode *weighted least square* dan dapatkan persamaan regresi
 - f. hitunglah y duga dari persamaan tersebut untuk titik tersebut
4. Hubungkan titik duga tersebut
5. Kalau diperlukan bisa iterasi ulang dengan mengubah parameter tersebut agar *error* bisa diminimalisir.

Metode ini berdasarkan dari penelitian Cleveland (1979). Intinya, Metode ini memperkirakan nilai rata-rata dari variabel dependen pada setiap titik dengan menggunakan regresi lokal pada titik tersebut. Regresi lokal ini dilakukan dengan

menggunakan polinomial rendah derajat yang disesuaikan dengan data di sekitar titik tersebut (Cleveland *et al.* 1990). Mekanisme STL adalah sebagai berikut :

1. *Inner Loop*
 - a. *Detrending*.
 - b. *Cycle-subseries Smoothing*.
 - c. *Low-Pass Filtering of smoothed Cycle-Subseries*, Langkah ini dilakukan *filtering* dengan *moving average*.
 - d. *Detrending of Smoothed Cycle-Subseries*, Langkah ini dilakukan *filtering* dengan *moving average* dan untuk mendapatkan komponen seasonal.
 - e. *Deseasonalizing*
 - f. *Trend Smoothing*
2. *Outer Loop*
 - a. Mencari nilai Residu yang sudah dilakukan dari *Inner Loop*

Detrending dilakukan dengan $Y - T$. *Cycle-subseries Smoothing* dilakukan dengan *smoothing* dengan menggunakan teknik LOESS. *Low-Pass Filtering of Smoothed Cycle Subseries* melakukan beberapa *moving average*. *Detrending of Smoothed Cycle-Subseries* melakukan *detrending* dengan cara $S = C - L$, Dengan L adalah hasil *Low-Pass Filtering of smoothed Cycle-Subseries* dan C adalah hasil *Cycle-subseries Smoothing*. Kemudian dilakukan *Deseasonalization* dengan rumus $Y - S$. Terakhir dilakukan *Trend Smoothing* (Cleveland *et al.* 1990).

Model *machine learning* memiliki kelebihan dan kekurangan, dan model STL (Seasonal Trend using Decomposition using LOESS) juga tidak terkecuali. STL memiliki sejumlah keunggulan yang perlu dipertimbangkan. Pertama, model STL mampu menangani semua jenis musiman, tidak terbatas pada data bulanan atau kuartalan saja. Kedua, komponen musiman dalam model ini dapat berubah dari waktu ke waktu, dan pengguna memiliki kontrol atas laju perubahan tersebut. Selain itu, tingkat kehalusan (smoothness) siklus tren juga dapat disesuaikan oleh pengguna. Salah satu kelebihan lainnya adalah ketahanan model terhadap outlier, dimana pengguna dapat menentukan dekomposisi yang kuat, sehingga pengamatan yang tidak biasa yang terjadi sesekali tidak akan memengaruhi estimasi dari siklus tren dan komponen musiman. Namun, perlu diingat bahwa hal tersebut akan memengaruhi komponen sisa dari model. Meskipun STL memiliki keunggulan-keunggulan tersebut, model ini juga memiliki beberapa kelemahan, seperti STL tidak menangani variasi hari perdagangan atau kalender secara otomatis, dan hanya menyediakan fasilitas untuk dekomposisi aditif (Cleveland *et al.* 1990).

2.3 XGBoost

XGBoost merupakan suatu algoritma turunan dari *Gradient Boosting Tree* yang sudah dimodifikasi sehingga bisa menangani data yang sangat besar dan tentunya memiliki banyak fitur, menangani banyak data yang hilang, dan menangani banyak jenis variabel seperti numerik dan kategorikal. *Gradient Boosting Tree* merupakan salah satu metode *ensemble* dengan algoritma *gradient boosting* yang digunakan untuk memecahkan masalah machine learning seperti regresi, dan klasifikasi (Shi *et al.* 2018).

Gradient Tree Boosting memiliki fungsi *loss* untuk mengoptimalkan model tersebut. Fungsi *loss*-nya adalah sebagai berikut:

$$L = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i + f(x_i)) + \Omega(f) \quad (6)$$

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{\lambda \|w\|^2}{2} \quad (7)$$

$$L = \sum_{i=1}^n [g_i f(x_i) + h_i f^2(x_i)] + \Omega(f) \quad (8)$$

$$g_i = \delta_y l(y_i, \hat{y}_i) \quad (9)$$

$$h_i = \delta_y^2 l(y_i, \hat{y}_i) \quad (10)$$

dari persamaan diatas, maka dapat disederhanakan menjadi seperti ini

$$\begin{aligned} L &= \sum_{i=1}^n [g_i f(x_i) + h_i f^2(x_i)] + \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j \\ &= \sum_{j=1}^T [(\sum_{i \in I_j} g_i) w_j + \frac{1}{2} (\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda) w_j^2] + \gamma T \end{aligned} \quad (11)$$

$$w_j = - \frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} \quad (12)$$

$$L = - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{(\sum_{i \in I_j} g_i)^2}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} + \gamma T \quad (13)$$

XGBoost adalah pustaka yang dirancang untuk melatih model pembelajaran mesin dengan efisien dan dapat diskalakan. XGBoost merupakan singkatan dari eXtreme Gradient Boosting. Pustaka ini menggunakan beberapa fitur dan algoritma untuk mempercepat proses latih seperti *Approximate Algorithm*, *Sparsity-aware Split Finding*, *Parallel Learning*, *Cache-aware Access*, dan *Blocks for Out-of-core Computation* (Chen & Guestrin 2016).

Approximate Algorithm pada XGBoost digunakan untuk mendukung *gradient tree boosting* pada dua pengaturan yaitu data yang sangat besar dan data

yang sangat jarang. Algoritma ini mempercepat proses perhitungan *gain* untuk setiap split yang mungkin pada setiap fitur dengan menghitung nilai *gain* secara aproksimasi. Hal ini dilakukan dengan mengambil sampel dari data latih dan menghitung nilai *gain* pada sampel tersebut. Dalam hal ini, XGBoost menggunakan algoritma subsampling untuk mengambil sampel dari data latih (Chen & Guestrin 2016).

Sparsity-aware Split Finding pada XGBoost digunakan untuk menangani sparsitas pada data seperti keberadaan data yang hilang, entri nol padat, dan nilai yang *diencode* satu-per-satu. Algoritma ini membuat XGBoost menyadari sparsitas tersebut dengan mendefinisikan arah default untuk mereka. Dalam hal ini, XGBoost mencoba kedua arah dalam split dan menemukan arah default dengan menghitung *gain* (Chen & Guestrin 2016).

Parallel Learning pada XGBoost digunakan untuk mempercepat proses pelatihan model dengan membagi data menjadi beberapa bagian dan melatih model pada setiap bagian secara independen. Hal ini dilakukan dengan menggunakan beberapa thread untuk mempercepat proses pelatihan (Chen & Guestrin 2016).

Cache-aware Access pada XGBoost digunakan untuk mempercepat proses perhitungan skor kesamaan dan nilai output dengan menggunakan memori cache pada sistem. Hal ini dilakukan dengan mengambil data dari cache memory dan menghitung skor kesamaan dan nilai output pada data tersebut (Chen & Guestrin 2016).

Blocks for Out-of-core Computation dalam XGBoost adalah fitur yang memungkinkan pelatihan model dengan dataset besar yang melebihi kapasitas memori. Fitur ini membagi data pelatihan menjadi blok-blok yang lebih kecil untuk penggunaan memori yang lebih efisien. Selain itu, XGBoost juga menggunakan kompresi blok untuk mengurangi ukuran blok dalam memori dengan algoritma kompresi, serta pemecahan blok untuk memproses blok secara paralel. Dengan kombinasi fitur ini, XGBoost mampu melatih model pada dataset besar, mengatasi kendala memori, dan meningkatkan skalabilitas pelatihan model *machine learning* (Chen & Guestrin 2016).

2.4 Harga Emas

Harga emas merupakan salah satu indikator penting dalam pasar finansial. Harga emas cenderung naik ketika pasar saham turun, sehingga digunakan sebagai safe haven bagi investor. Grafik harga emas menunjukkan pergerakan harga emas dalam jangka waktu tertentu, yang dapat membantu investor dalam mengambil keputusan investasi.

Faktor-faktor yang memengaruhi harga emas meliputi faktor ekonomi, politik, dan geopolitik. Faktor ekonomi seperti tingkat inflasi, suku bunga, dan kondisi perekonomian global memiliki dampak yang signifikan pada harga emas.

Faktor politik dan geopolitik seperti perang, kerusuhan, dan perubahan kebijakan pemerintah juga dapat memengaruhi harga emas.

Menurut studi yang dilakukan oleh Anandasayanan *et al* (2019) dan Alemi *et al* (2016) , faktor ekonomi seperti tingkat inflasi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap harga emas. Dalam studi tersebut, data harga emas dan faktor ekonomi dianalisis menggunakan metode analisis korelasi dan hasilnya menunjukkan bahwa tingkat inflasi dan suku bunga memiliki korelasi negatif dengan harga emas.

Menurut Anandasayanan *et al* (2019) , pengujian hubungan antara inflasi dan harga emas dengan menggunakan data bulanan dari Januari 1999 hingga Desember 2018. Hasil penelitian menunjukkan adanya hubungan yang kuat dan positif antara inflasi dan harga emas. Analisis regresi menunjukkan bahwa inflasi berdampak signifikan terhadap harga emas dan uji Granger causality menemukan bahwa ada hubungan searah antara harga emas dan inflasi. Temuan yang serupa juga ditemukan dalam studi lain. Disarankan untuk membeli emas selama periode inflasi yang tinggi daripada berinvestasi di pasar saham.

Menurut Farhat dan Ghalayini (2020) , spekulasi pada tingkat kepemilikan emas pada masa depan yang dianggap sebagai faktor penting. Dengan berakhirnya perjanjian Bretton Woods, pasar berjangka untuk instrumen keuangan muncul dimana spekulasi dianggap sebagai elemen yang diperlukan untuk menghindari tekanan lindung nilai yang akan menyebabkan terciptanya pasar stokastik. Aktivitas spekulatif dalam kontrak berjangka emas telah meningkat belakangan ini seiring dengan meningkatnya minat pada emas sebagai aset investasi. Seiring berjalannya waktu, jumlah total kontrak yang belum diselesaikan yang disebut "open interest" telah meningkat serta jumlah trader. Kontrak emas ini dianggap sebagai kertas keuangan yang menentukan arus uang ke pasar berjangka dan dinamika harga emas. Semakin tinggi jumlah open interest, semakin tinggi pula volume perdagangan di pasar berjangka, dan semakin banyak spekulasi. Pembelian besar-besaran kontrak berjangka emas oleh spekulasi telah menciptakan permintaan tambahan untuk emas, mendorong naiknya harga emas untuk pengiriman pada masa depan.

2.5 Perbandingan Model prediksi harga emas

Grafik harga emas menunjukkan pergerakan harga emas dalam jangka waktu tertentu. Faktor ekonomi seperti tingkat inflasi, suku bunga, dan kondisi perekonomian global memiliki dampak yang signifikan pada harga emas (Anandasayanan *et al.* 2019; Alemi *et al.* 2016). Tingkat inflasi dan suku bunga memiliki korelasi negatif dengan harga emas (Anandasayanan *et al.* 2019). Spekulasi pada tingkat kepemilikan emas pada masa depan dianggap penting (Farhat dan Ghalayini. 2020).

Metrik yang dibandingkan adalah akurasi karena kebanyakan artikel menggunakan akurasi sebagai tolak ukur kebaikan model prediksi. perbandingan model prediksi bisa dilihat di tabel berikut

Tabel 1 Akurasi penelitian sebelumnya

No	Nama Model	Akurasi	Data Latih	Referensi
1.	<i>XGBoost</i>	99,4%	Jan 1986 - Des 2019	Jabeur <i>et al.</i> 2022
2.	MLP with <i>Whale Optimization</i>	99%	Sept 1987 - Agu 2017	Alameer <i>et al.</i> 2019
3.	DWT-SVM	60%	Jan 1992 - December 2016	Risse 2019
4.	<i>LSTM with Pandemic</i>	85,759 %	30 Jul 2015 - 22 Jan 2020	Khani <i>et al.</i> 2022
5.	<i>STL</i>	0.003%	3 Jan 2006 - 31 Jan 2019	Chai <i>et al.</i> 2021

2.6 Granger Causality

Granger causality adalah sebuah metode statistik yang digunakan untuk menentukan apakah suatu variabel dapat digunakan untuk memprediksi variabel lainnya. Metode ini ditemukan oleh Clive Granger pada tahun 1969 dan telah banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti ekonomi, keuangan, genetika, dan neurosains. Granger causality memungkinkan kita untuk menentukan apakah suatu variabel memiliki pengaruh kausal pada variabel lainnya. Dalam Granger causality, pengaruh kausal diukur dengan melihat seberapa baik variabel yang menjadi prediktor dapat memprediksi variabel target. Jika prediktor tersebut dapat memprediksi target dengan lebih baik daripada model yang hanya menggunakan data target saja, maka kita dapat menyimpulkan bahwa prediktor tersebut memiliki pengaruh kausal pada target (Shojaie & Fox, 2021).

III METODE PENELITIAN

3.1 Alat dan Bahan

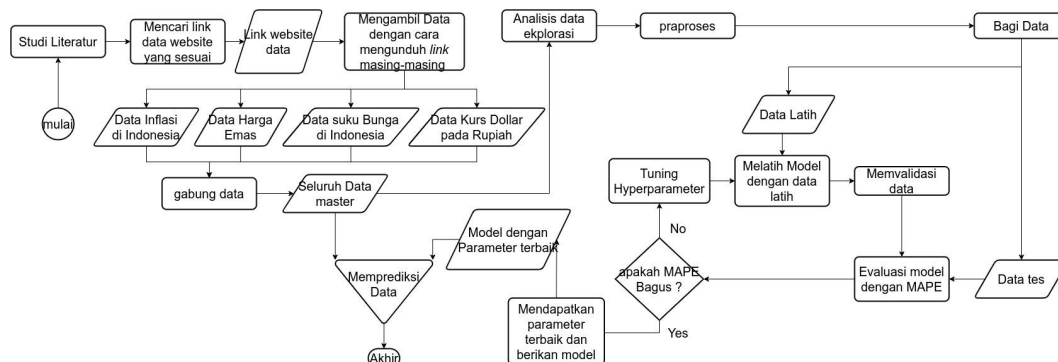
Alat dan bahan yang digunakan untuk penelitian adalah sebagai berikut:

1. Python 3.9.16
2. scikit learn 1.1.3
3. pandas 1.4.4
4. seaborn 0.11.2
5. matplotlib
6. Pycaret 3.0

3.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Studi literatur
2. Pengambilan Data Harga emas
3. Analisis Eksplorasi data
4. Pengolahan data
 - a. praproses data
 - b. Pembagian dataset
5. Melatih data dengan model prophet
6. Pengembangan model prophet
 - a. Tuning hyperparameter
 - i. Penambahan seasonality berdasarkan uji statistik
 - ii. Penambahan Titik perubahan (*changepoints*)
7. Evaluasi model prophet
8. Melakukan peramalan dengan model prophet



Gambar 2 Alur Penelitian

3.2.1 Studi literatur

Studi literatur dilakukan dengan membaca literatur mengenai penelitian sebelumnya mengenai artikel yang berhubungan dengan model Facebook Prophet untuk prediksi harga emas (Taylor & Letham, 2017) dengan faktor eksternal. Beberapa penelitian mengenai penerapan model *machine learning* untuk

peramalan harga emas dan mencari korelasi pada faktor eksternal yang memengaruhi harga emas seperti penelitian Khani *et al.* (2022).

3.2.2 Pengambilan dan Pengolahan Data

Pengambilan data harga emas diperoleh dengan memanfaatkan Highcharts API melalui *Console* di *browser* untuk mengambil data. Data suku bunga, Inflasi dan kurs mata uang diperoleh dari website Bank Indonesia (BI). Praproses data yang dilakukan beberapa metode seperti *imputation* dengan metode *drift* menggunakan *Polynomial Trend Forecaster* (library *sktime*), Splitting data membagi data menjadi 70% data latih dan 30% data test (Ali 2020).

3.2.4 Melatih data dan mengatur parameter dengan 3 model

Ketiga model ini dapat digunakan untuk peramalan data dengan akurasi yang tinggi. Prophet adalah model peramalan yang dapat menangani tren non-linear, efek musiman, dan perubahan struktural dalam data. Dengan parameter-parameter seperti *holiday_prior_scale*, *changepoints_prior_scale*, dan *seasonality_prior_scale* yang dapat disesuaikan, Prophet dapat memberikan peramalan yang akurat (Taylor & Letham, 2017). XGBoost adalah model berbasis gradient boosting tree yang kuat dalam menghasilkan peramalan yang akurat dengan menyesuaikan parameter seperti learning rate, max depth, subsample, colsample bytree, dan n_estimators (Chen & Guestrin, 2016). STL merupakan model peramalan yang menggabungkan smoothing dengan pendekatan loess untuk mengidentifikasi komponen musiman, tren, dan residu dalam data. Seasonal adalah panjang musim dalam data dan dapat diatur dengan menggunakan parameter *seasonal_length*. Trend adalah jenis smoothing yang digunakan untuk menghaluskan tren dalam data dan dapat diatur dengan menggunakan parameter *trend_type* (Cleveland et al., 1990). Dalam pycaret, kita dapat menggunakan fitur tuning parameter otomatis untuk menyetel parameter-parameter tersebut. Dengan menggunakan fitur ini, kita dapat menemukan kombinasi parameter terbaik untuk model STL (Ali, 2020).

Tabel 2 Tuning parameter Facebook Prophet

Parameter	Prophet Multivariate	Prophet Univariate
changepoint_prior_scale	0.05	0.01025350969016849
holidays_prior_scale	10.0	7.114476009343417
seasonality_prior_scale	10.0	2.183096839052459

Tabel 3 Tuning parameter STL

Parameter	STL Univariate
seasonal	7
seasonal_deg	1
seasonal_jump	1
sp	261
trend	None
trend_deg	1
trend_jump	1

Tabel 4 Tuning parameter XGBoost

Parameter	XGBoost Multivariate	XGBoost Univariate
enable_categorical	False	False
learning_rate	None	None
max_cat_threshold	None	None
max_cat_to_onehot	None	None
max_depth	None	None
max_leaves	None	None
n_estimators	100	100

3.2.5 Perbandingan model dan Evaluasi Model

Untuk membandingkan model forecasting, terdapat beberapa metode evaluasi statistik yang dapat digunakan seperti *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE), dan *Mean Absolute Scaled Error* (MASE).

$$SMAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)/2} \quad (14)$$

t : Index

F : Forecast Value

A : Actual Value

n : Banyak data

Nilai SMAPE berkisar dari 0 untuk ramalan yang sempurna hingga 200 untuk ramalan yang sangat buruk. Ini menguntungkan dalam beberapa situasi, misalnya ketika bekerja dengan peramal penilaian, itu akan membantu mencegah bias yang disengaja pada ramalan. Namun, kelemahannya adalah SMAPE lebih

sulit dipahami dan lebih sulit dikaitkan dengan pengambilan keputusan daripada MAPE (Armstrong 1985).

$$MASE = \frac{\text{mean}(A_t - F_t)}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n |A_t - A_{t-1}|} \quad (15)$$

t : Index

A : Actual Value

F : Forecast Value

n : Banyak data

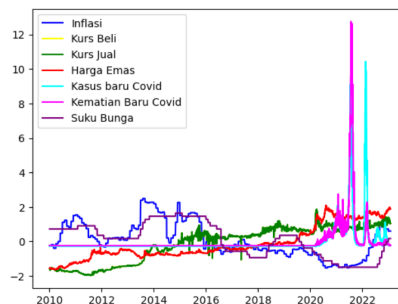
MASE (Mean Absolute Scaled Error) membandingkan akurasi ramalan dengan akurasi naive forecast. Jika MASE kurang dari satu, itu berarti bahwa ramalan lebih baik daripada naive forecast ini. (Hyndman 2006).

3.3 Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs Logam Mulia PT.Antam (Logam Mulia, 2022). Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data dari tanggal 4 Januari 2010 hingga 30 April 2023. Harga emas dihitung berdasarkan harga emas dari mata uang rupiah per 1 gram emas. Kurs Beli dollar, kurs jual dollar, inflasi dan suku bunga diambil dari data Bank Indonesia yakni dari situs informasi kurs BI, data inflasi BI, Suku bunga BI.

Tabel 5 Master data

tanggal	harga_emas	kurs_jual	kurs_beli	data_inflasi	suku_bunga_bi
2010-01-04	408000.0	9377.0	9283.0	0.0372	6.5
2010-01-05	410000.0	9355.0	9261.0	0.0372	6.5



Gambar 3 Grafik normalisasi master data

Tabel data diambil dari 3412 Baris dengan 6 kolom. Kolom tersebut adalah sebagai berikut. Pertama, fitur Tanggal artinya tanggal pada saat itu. Kedua, fitur harga_emas, Harga Emas pada PT.Antam/gram. Ketiga, fitur kurs_jual, Kurs untuk menjual dollar menjadi rupiah. Keempat, fitur kurs_beli, Kurs untuk membeli dollar dengan rupiah. Kelima, fitur data_inflasi, persentasi inflasi di Indonesia fitur suku_bunga_bi, suku bunga yang telah ditetapkan oleh Bank Indonesia. Kurs Beli dan Jual dollar ke rupiah cenderung berdekatan dan linear meski ada selisih sedikit. Inflasi cenderung naik turun.

3.4 Jadwal Penelitian

Tabel 6 Jadwal Penelitian

No	Kegiatan	Tahun 2022		Tahun 2023																											
		Desem ber		Januari				Februari				Maret				April				Mei				Juni							
		3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4				
1	Studi literatur	■	■																												
2	Perancangan sistem akuisis data	■	■																												
3	Pengambilan data citra		■	■																											
4	Pengolahan data citra			■	■	■	■																								
5	Training data							■	■	■	■																				
6	Tuning hyperparameter										■	■																			
7	Evaluasi model											■	■	■	■																
8	penulisan laporan													■	■	■	■														
9	seminar																■	■	■	■											
10	revisi																	■	■	■	■										
11	sidang																				■	■	■	■							

3.5 Skenario Eksperimen

Eksperimen dilakukan dengan dua skenario yang membandingkan tiga model machine learning dengan data univariate dan multivariate. Model yang digunakan adalah XGBoost, STL, dan Facebook Prophet. Pengujian data dilakukan dengan cross validation tiga fold. Kemudian dilakukan Hyperparamter pada ketiga model tersebut.

3.6 Lingkungan Pengembangan

Perangkat Keras :

- Memory : RAM 8 GB
- Processor : AMD Ryzen 5 3500U dengan Radeon Vega Mobile Gfx (8 CPU) ~ 2.1 GHz
- GPU : AMD Radeon(TM) Vega 8 Graphics

Perangkat Lunak

- Sistem Operasi : Windows 11
- Bahasa Pemrograman : Python

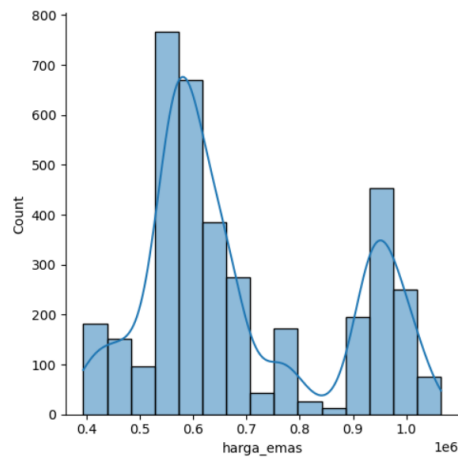
IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Statistik Data

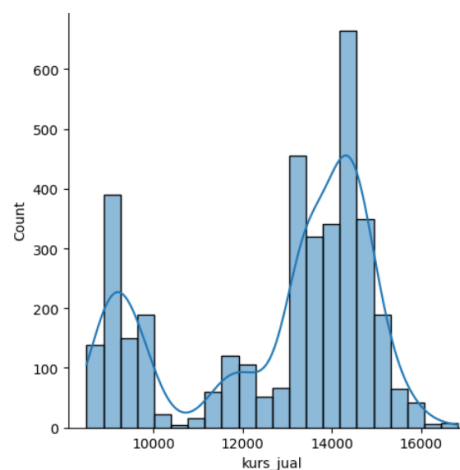
Analisis statistik adalah proses pemrosesan data yang melibatkan penyaringan, pembersihan, transformasi, pemrosesan, dan pemodelan data. Tujuannya adalah untuk menemukan informasi yang berguna yang dapat digunakan sebagai dasar untuk kesimpulan atau keputusan. (Sahabuddin *et al.* 2021).

Tabel 7 Statistik master data

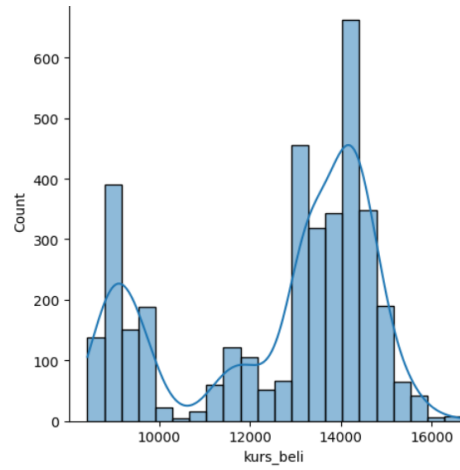
	harga_emas	kurs_jual	kurs_beli	data_inflasi	suku_bunga_bi
mean	668946.1	12535.56297	12410.79195	0.042967	5.637697
median	610000	13367.5	13233.5	0.041500	5.75



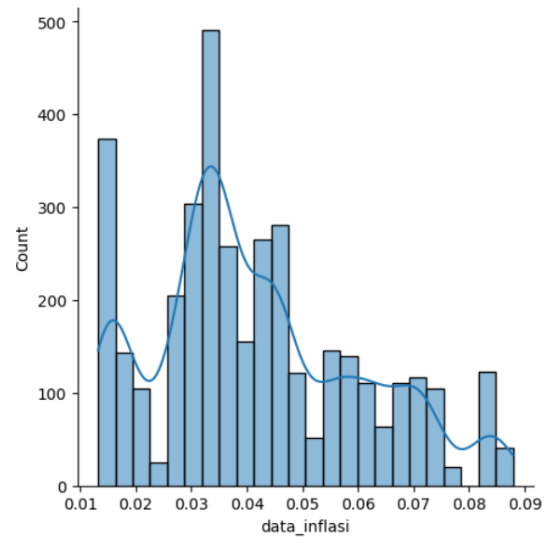
Gambar 4 Persebaran data harga emas



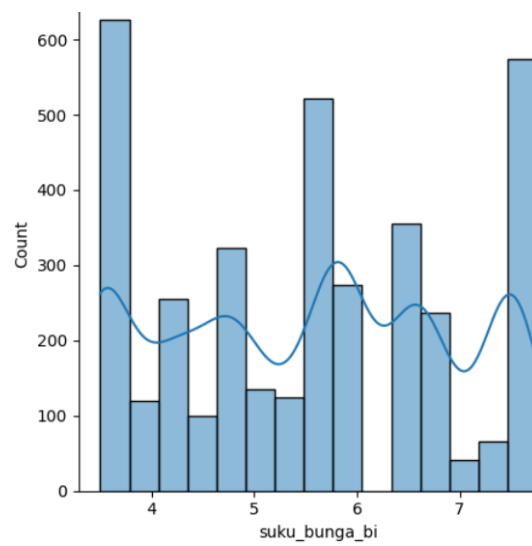
Gambar 5 Persebaran kurs jual dollar



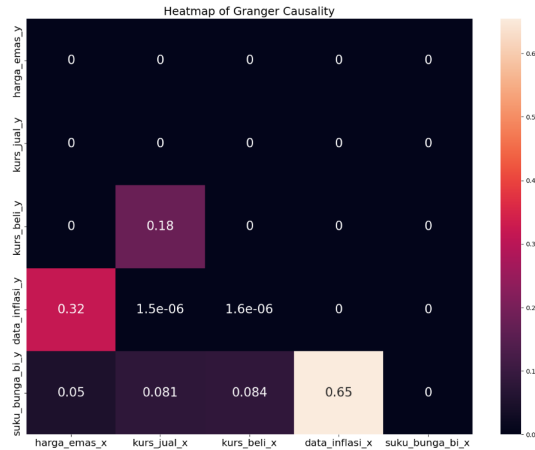
Gambar 6 Persebaran kurs beli dollar



Gambar 7 Persebaran data inflasi

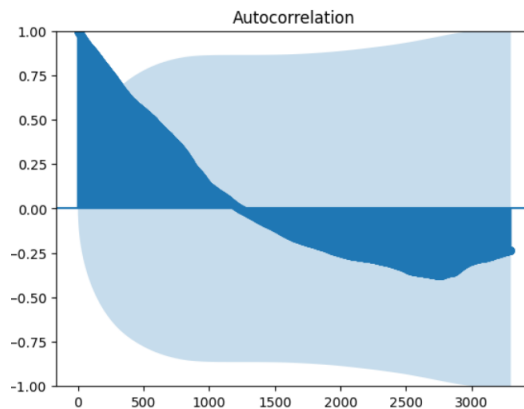


Gambar 8 Persebaran data suku bunga BI

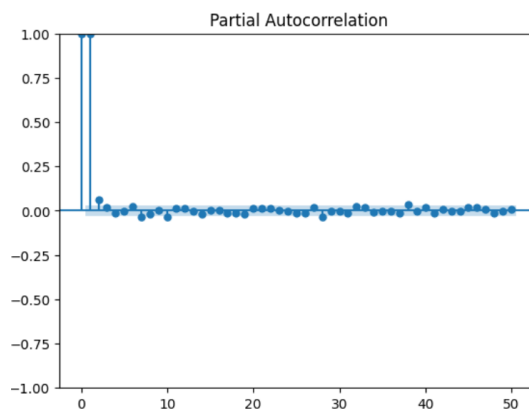


Gambar 9 Heatmap *p-value Granger Causality*

Berdasarkan nilai rata-rata dan median pada harga emas, kurs jual, kurs beli, data inflasi, suku bunga hampir mendekati berarti mendekati distribusi normal. Hal ini berpengaruh model yang digunakan. Ternyata pada harga emas, kurs jual, kurs beli memiliki distribusi bimodal. Distribusi bimodal merupakan distribusi yang memiliki 2 puncak.



Gambar 10 Grafik autocorrelation



Gambar 11 Partial autocorrelation

Berdasarkan *plot autocorrelation* dan *partial Autocorrelation*, ada kemungkinan harga emas tidak stasioner dan kemungkinan ada pola musiman.

Untuk harga emas tidak stasioner, plot autocorrelation tidak menurun secara cepat mendekati nol (Tinungki 2019). untuk pola musiman, *partial autocorrelation* membentuk grafik gelombang .

4.3 Perbandingan Model Forecasting

Tabel 8 Metrik dengan model univariate

Model	MASE	RMSSE	MAE	RMSE	MAPE	SMAPE	R2
Facebook Prophet	1.1585	1.2211	60899.3367	77978.2678	0.0942	0.0965	-4.5570
XGBoost	1.2567	1.3909	78960.7108	100242.1460	0.1296	0.1188	-17.6797
STL	1.2839	1.3773	82294.6729	101433.2264	0.1356	0.1227	-21.3049

Berdasarkan tabel 8, dengan menggunakan waktu 30 menit, maka yang terbaik adalah model *Facebook Prophet* dengan SMAPE 0.0965 dan MASE 1.1585. Berdasarkan hal ini, model Facebook Prophet lebih akurat dibandingkan model yang lain.

Tabel 9 Metrik dengan model multivariate

Model	MASE	RMSSE	MAE	RMSE	MAPE	SMAPE	R2
Facebook Prophet	2.8426	2.9313	201413.2	234743.16	0.3509	0.2561	-177.829
XGBoost	1.0481	1.1397	66430.06	83036.934	0.1129	0.1034	-12.6141
STL	0.7827	0.8486	51432.36	64100.098	0.0884	0.0812	-9.4597

Model Facebook Prophet akurasi yang lebih buruk berdasarkan metrik SMAPE dan MASE yang lebih besar dibandingkan dengan model lainnya. SMAPE dikatakan tidak buruk jika tidak lebih dari 100% (*Jierula et al.* 2021).

V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa model Facebook Prophet dengan *univariate* lebih baik dibandingkan model lainnya. Saran dari penelitian ini adalah untuk mempertimbangkan faktor eksternal lain yang berpotensi memengaruhi harga emas, melakukan perbandingan dengan model prediksi lain, mengisi data dengan metode lebih baik seperti dengan menggunakan *random forest* atau *MICE (Multivariate Imputation By Chained Equations)*, menggunakan analisis ekonometrika, menggunakan analisis spektral, menggunakan lebih banyak data untuk meningkatkan akurasi prediksi harga emas.

DAFTAR PUSTAKA

- Alameer, Z., Abd Elaziz, M., Ewees, A. A., Ye, H., & Jianhua, Z. (2019). Forecasting gold price fluctuations using improved multilayer perceptron neural network and whale optimization algorithm. *Resources Policy*, 61, 250-260.
- Anandasayanan, S., Thevananth, J., & Mathuranthy, A. (2019). The Relationship Between Inflation and Gold Price: Evidence From Sri Lanka. *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, 9(4), 322. <https://doi.org/10.5296/ijaf.v9i4.15750>
- Ben Jabeur, S., Mefteh-Wali, S., & Viviani, J.-L. (2022). Forecasting gold price with the XGBoost algorithm and SHAP interaction values. *Journal of Financial Forecasting*, 10(2), 25-40. <https://doi.org/10.1000/jff.2022.10.2.25>.
- Chai, J., Zhao, C., Hu, Y., & Zhang, Z. G. (2021). Structural analysis and forecast of gold price returns. In *Journal of Management Science and Engineering* (Vol. 6, Issue 2, pp. 135–145). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.jmse.2021.02.011>
- Farhat, S., & Ghalayini, L. (2020). Modeling and Forecasting Gold Prices. Research Square Platform LLC.
- Korstanje, J. (2021). The Prophet Model. In: *Advanced Forecasting with Python*. Apress, Berkeley, CA.
- Halimi, I., Azhar, Y., & Marthasari, G. I. (2019). Prediksi Harga Emas Menggunakan Univariate Convolutional Neural Network. *REPOSITOR*, 1(2), 105-116.
- Sahabuddin, R., Idrus, M. I., & Karim, A. (2021). *Pengantar Statistika* (1st ed.). Liyan Pustaka Ide.
- Makala, D., & Li, Z. (2021). Prediction of gold price with ARIMA and SVM. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1767, Issue 1, p. 012022). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1767/1/012022>
- Tinungki, G. M. (2019). The analysis of partial autocorrelation function in predicting maximum wind speed. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 235(1), 012097.
- Mohtasham Khani, M., Vahidnia, S., & Abbasi, A. (2022). A deep learning-based method for forecasting gold price with respect to pandemics. *Journal of Financial Forecasting*, 10(2), 25-40.
- Jierula, A., Wang, S., OH, T. M., & Wang, P. (2021). Study on Accuracy Metrics for Evaluating the Predictions of Damage Locations in Deep Piles Using Artificial Neural Networks with Acoustic Emission Data. *Applied Sciences*, 11(5), 2314.
- Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. *The American Statistician*, 72(1), 37-45. <https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080>

- Armstrong, J. S. (1985). Long-range forecasting: From crystal ball to computer (2nd ed.). Wiley.
- Hyndman, R. J. (2006). Another look at forecast-accuracy metrics for intermittent demand. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 4(4), 43-46.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE*, 13(3), e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
- Kishann, H., & RamaParvathy, L. (2022). A Novel Approach for Correlation Analysis on FBProphet to Forecast Market Gold Rates with Linear Regression. In *Advances in Parallel Computing Algorithms, Tools and Paradigms*. IOS Press. <https://doi.org/10.3233/apc220037>
- Logam Mulia. (2022). Harga Emas Hari Ini. Diakses pada 2 Juli 2023 dari <https://www.logammulia.com/id/harga-emas-hari-ini>
- Bank Indonesia. (2022). Transaksi BI - Kurs Bank Indonesia [Data file]. Diambil dari <https://www.bi.go.id/id/statistik/informasi-kurs/transaksi-bi/default.aspx>
- Bank Indonesia. (2022). Data Inflasi [Data file]. Diambil dari <https://www.bi.go.id/en/statistik/indikator/data-inflasi.aspx>
- Bank Indonesia. (2022). BI 7-Day RR [Data file]. Diambil dari <https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/bi-7day-rr.aspx>
- Ali, M. (2020, April). PyCaret: An open source, low-code machine learning library in Python (PyCaret version 1.0.0). <https://www.pycaret.org>
- Risse, M. (2019). Combining wavelet decomposition with machine learning to forecast gold returns. In *International Journal of Forecasting* (Vol. 35, Issue 2, pp. 601–615). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.11.008>
- Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., & Terpenning, I. (1990). STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. *Journal of Official Statistics*, 6(1), 3. <https://www.proquest.com/scholarly-journals/stl-seasonal-trend-decomposition-procedure-based/docview/1266805989/se-2>
- Cleveland, W. S. (1979). Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. *Journal of the American Statistical Association*, 74(368), 829-836. <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10481038>
- Shi, Y., Li, J., & Li, Z. (2018). Gradient Boosting With Piece-Wise Linear Regression Trees (Version 3). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1802.05640>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

Riwayat Hidup

Saya, Rizal Mujahiddan, seorang mahasiswa yang bersemangat dan berkomitmen dalam menyelesaikan studi di bidang Ilmu Komputer. Saya memulai perjalanan akademik saya dengan mengejar gelar Sarjana di IPB pada tahun 2019. Selama masa kuliah, saya aktif mengikuti berbagai mata kuliah yang relevan dengan minat dan bakat saya di bidang Data Mining, Machine Learning, dan Deep Learning. Saya selalu tertarik dalam mempelajari Artificial Intelligence dan memiliki antusiasme yang tinggi untuk menggali lebih dalam dalam hal ini.

Selama studi saya di IPB, saya telah menunjukkan dedikasi dan kinerja yang konsisten. Saya berhasil menyelesaikan beberapa proyek akademik dengan baik, termasuk penelitian dan presentasi. Saya juga telah mengambil mata kuliah yang berkaitan dengan minat penelitian saya, seperti Data Mining dan Sistem Cerdas. Hal ini membantu saya untuk memperoleh pengetahuan dan keterampilan yang relevan dalam menghadapi tantangan di bidang ini.

Dalam skripsi saya, saya bermaksud untuk menjelajahi secara mendalam topik Artificial Intelligence dengan fokus pada Data Mining. Tujuan utama skripsi saya adalah untuk mengembangkan metode dan teknik dalam menerapkan Data Mining untuk melakukan forecasting harga emas. Saya akan menggunakan metode-metode machine learning dan deep learning untuk menganalisis data historis dan memprediksi tren harga emas pada masa depan. Saya berharap bahwa penelitian ini akan memberikan wawasan baru dan kontribusi yang signifikan pada bidang Forecasting harga emas.

Selain kegiatan akademik, saya juga telah mengembangkan keterampilan teknis yang penting untuk menunjang penelitian saya. Saya memiliki keahlian dalam menggunakan perangkat lunak seperti Python, TensorFlow, dan scikit-learn untuk melakukan analisis data dan implementasi model machine learning. Saya juga memiliki keterampilan komunikasi yang kuat, baik secara lisan maupun tertulis, yang penting untuk menyajikan hasil penelitian dengan jelas dan efektif.

Dengan semangat dan dedikasi saya, saya yakin bahwa skripsi ini akan menjadi sebuah langkah penting dalam perjalanan akademik saya. Saya berharap bahwa penelitian saya akan memberikan kontribusi nyata pada bidang Forecasting harga emas dan mendorong perkembangan pengetahuan di bidang ini. Saya siap untuk menghadapi tantangan yang ada dan berkomitmen untuk menyelesaikan skripsi dengan kualitas terbaik yang saya mampu.