**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](#_uvvxqesk764u)

[DAFTAR GAMBAR 6](#_mm0cazbedoui)

[DAFTAR TABEL 6](#_52tplh1qqe6w)

[I PENDAHULUAN 7](#_xco5bq8rz6b)

[1.1 Latar Belakang 7](#_iuxfx9146j6h)

[1.2 Rumusan Masalah 7](#_usyil9vun3qf)

[1.3 Tujuan Penelitian 8](#_psv2onwfqsli)

[1.4 Manfaat Penelitian 8](#_b6liqd5flz5)

[1.5 Ruang Lingkup 8](#_9g7uyx2u4rpn)

[II TINJAUAN PUSTAKA 9](#_48bc946tnlw1)

[2.1 Model Facebook Prophet 9](#_ipwz07txwnqt)

[2.2 STL (Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess) 10](#_7n9yaimrbvrw)

[2.3 XGBoost 13](#_1q2ss2g41ntg)

[2.4 Harga Emas 14](#_horsf2i41yd3)

[2.5 Perbandingan Model prediksi harga emas 15](#_xfets925tbx)

[2.6 Granger Causality 16](#_c6tif9jldp3w)

[III METODE PENELITIAN 17](#_bnzm33avqinj)

[3.1 Alat dan Bahan 17](#_th8itl4lmx89)

[3.2 Tahapan Penelitian 17](#_37qtf21c0pa0)

[3.2.1 Studi literatur 17](#_gb8f3o980io)

[3.2.2 Pengambilan dan Pengolahan Data 18](#_j9g6shdnlf9)

[3.2.4 Melatih data dan mengatur parameter dengan 3 model 18](#_pl2j8v8edva9)

[3.2.5 Perbandingan model dan Evaluasi Model 19](#_mkr7a5l4087z)

[3.3 Deskripsi Data 20](#_n6ke7w13isef)

[3.4 Jadwal Penelitian 21](#_sj6zyol8fd82)

[3.5 Skenario Eksperimen 21](#_fceyt3ps4q41)

[3.6 Lingkungan Pengembangan 21](#_wl5zxr1fdgs8)

[IV HASIL DAN PEMBAHASAN 22](#_chg2gasg37o6)

[4.1 Analisis Statistik Data 22](#_yz5jxvasqj53)

[4.3 Perbandingan Model Forecasting 25](#_pipk5p7ds5a6)

[V KESIMPULAN DAN SARAN 25](#_l2nsn4ygtyl5)

[5.1 Kesimpulan dan Saran 25](#_jr4amyokk2p0)

[DAFTAR PUSTAKA 26](#_t8yunioyzwrm)

**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 *Heatmap p-value Granger Causality* 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 dan 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 dan 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, dimana tren-tren non-linear ditentukan berdasarkan musiman tahunan, mingguan, dan harian, serta efek-efek liburan. (Taylor dan 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).

(1)

*t = waktu*

*g(t)* = Komponen tren

*s(t)* = Komponen Seasonal

*h(t)* = Komponen *Holiday*

*ϵt* = Komponen residual

*y(t)* = data deret waktu

Persamaan (1) merupakan dasar dari model Facbook Prophet yang telah dikembangkan dari penelitian Harvey dan Peters (1990). Model ini digunakan untuk meramalkan data deret waktu berdasarkan model aditif di mana tren non-linear disesuaikan dengan musiman tahunan, mingguan, dan harian, ditambah efek liburan.

Facebook Prophet menggunakan kurva pertumbuhan linear atau logistik untuk memodelkan tren. Model Facebook Prophet untuk peramalan pertumbuhan menggunakan model pertumbuhan logistik untuk menggambarkan pertumbuhan data yang nonlinier dan mencapai titik jenuh (*carrying capacity*) seperti pertumbuhan populasi di ekosistem alami. Persamaan yang digunakan logistik adalah sebagai berikut:

(2)

*t =* waktu

*g(t) =* komponen tren

*C* = *Carrying Capacity*

k = laju pertumbuhan

m = parameter *offset*

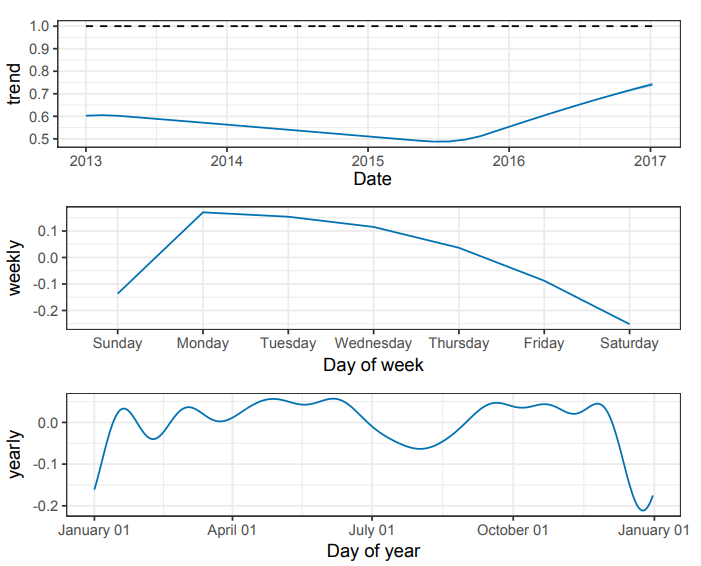
Berdasarkan persamaan (2), bahwa ada 2 hal yang perlu dipertimbangkan. Pertama, bahwa *carrying capacity* tidak konstan dan berubah berdasarkan waktu. Kedua, laju pertumbuhan tidak konstan. Di dalam model Facebook Prophet, ada beberapa titik perubahan (*changepoints*) *S*. Pada daerah yang berbatasan titik perubahan, daerah satu dengan yang lain memiliki nilai laju pertumbuhan yang berbeda-beda yang bisa diartikan seperti vektor laju 𝜹. Laju perubahan pada titik tertentu dengan nilai awalnya *k*, maka . Dengan vektor , maka dapat didefinisikan seperti:

(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 *ak* dan *bk* adalah koefisien dari deret Fourier. Facebook Prophet memasukkan dampak liburan dan acara khusus pada deret waktu. Rumus untuk efek liburan pada waktu t adalah:

(3)

Arti simbol dari *X(t)* mewakili efek liburan pada waktu *t*, *N* adalah jumlah liburan, *xi* adalah efek liburan untuk liburan ke-*i*, dan *I(t ∈ 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 pencilan 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:

(4)

Yv: Data Time Series Tv: Komponen *Trend*

Sv: Komponen *Seasonal* Rv: 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. untuk
2. merupakan fungsi tidak naik untuk
3. untuk

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 :

(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
   1. buatlah jarak di setiap titiknya
   2. buatlah window berdasarkan parameter *span* untuk tetangga terdekat dari titik tersebut
   3. menskala dengan jarak tersebut berdasarkan jarak maksimum.
   4. terapkan fungsi W pada jarak tersebut
   5. hitunglah regresi dengan metode *weighted least square* dan dapatkan persamaan regresi
   6. 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*
   1. *Detrending*.
   2. *Cycle-subseries Smoothing.*
   3. *Low-Pass Filtering of smoothed Cycle-Subseries*, Langkah ini dilakukan *filtering* dengan *moving average*.
   4. *Detrending of Smoothed Cycle-Subseries*, Langkah ini dilakukan *filtering* dengan *moving average* dan untuk mendapatkan komponen seasonal.
   5. *Deseasonalizing*
   6. *Trend Smoothing*
2. *Outer Loop*
   1. Mencari nilai Residu yang sudah dilakukan dari *Inner Loop*

*Detrending* dilakukan dengan . *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:

(6)

(7)

(8)

(9)

(10)

dari persamaan diatas, maka dapat disederhanakan menjadi seperti ini

(11)

(12)

(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 dan 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 dan 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 di*encode* 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 dan 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 dan 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 dan 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 dan 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 spekulan 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). 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. | *XGBoost* | 99,4% | Jan 1986 - Des 2019 | Jabeur *et al.* 2022 |
| 2. | MLP with *Whale Optimization* | 99% | Sept 1987 - Agu 2017 | Alameer *et al.* 2019 |
| 3. | DWT-SVM | 60% | Jan 1992 - December 2016 | Risse 2019 |
| 4. | *LSTM with Pandemic* | 85,759% | 30 Jul 2015 - 22 Jan 2020 | Khani *et al.* 2022 |
| 5. | *STL* | 0.003% | 3 Jan 2006 - 31 Jan 2019 | Chai *et al.* 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 dan Fox 2021).

## **III METODE PENELITIAN**

### **3.1 Alat dan Bahan**

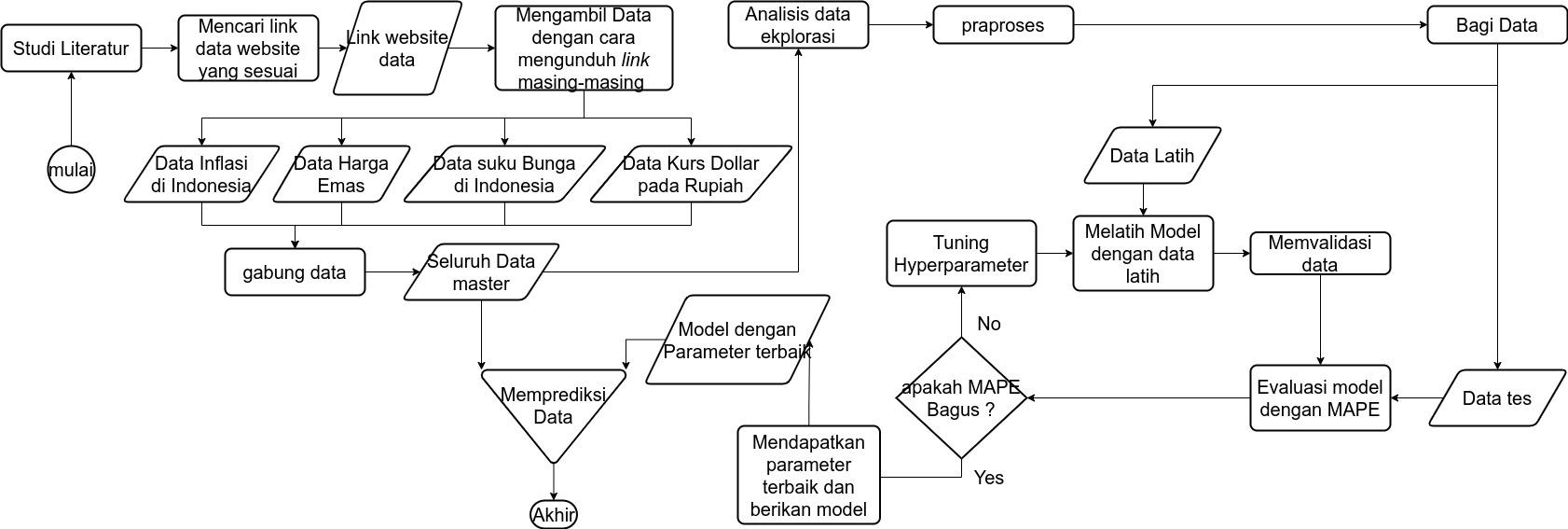
Alat dan bahan yang digunakan untuk penelitian adalah sebagai berikut:

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
   1. praproses data
   2. Pembagian dataset
5. Melatih data dengan model prophet
6. Pengembangan model prophet
   1. Tuning hyperparameter
      1. Penambahan seasonality berdasarkan uji statistik
      2. 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 dan 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, penulis 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).

(14)

t : *Index* A: *Actual Value*

F: *Forecast 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 (Armstrong1985).

(15)

t : *Index* A : *Actual Value*

F : *Forecast Value* n : Banyak data

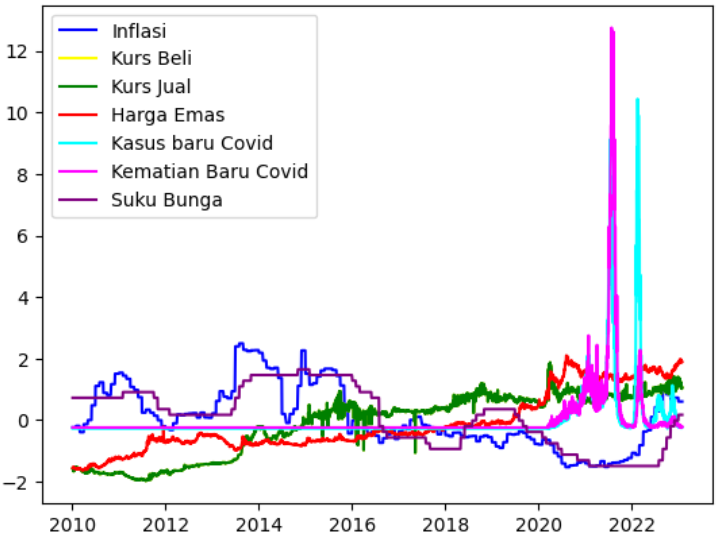
MASE (*Mean Absolute Scaled Error*) membandingkan akurasi ramalan dengan akurasi naive forecast. Jika MASE kurang dari satu, itu berarti bahwa ramalan lebih baik daripada *naive forecast* ini (Hyndman2006).

### 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. Keenam, 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 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.**5Lingkungan Pengembangan

Perangkat Keras:

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

Perangkat Lunak:

* Sistem Operasi menggunakan Windows 11
* Bahasa Pemrograman menggunakan Python

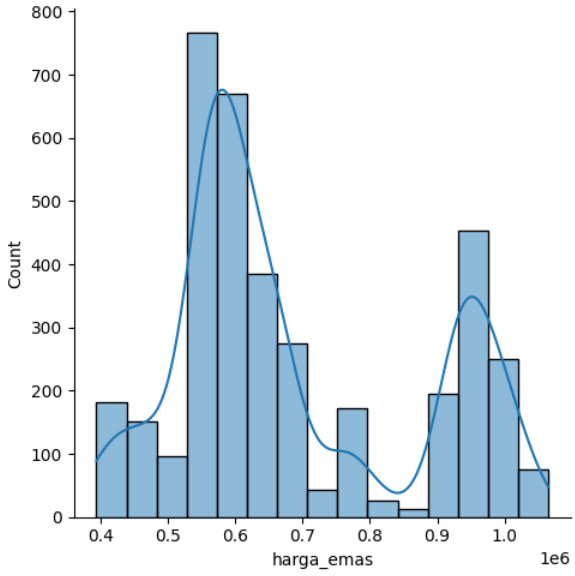
## **IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

### 4.1 Analisis Statistik Data

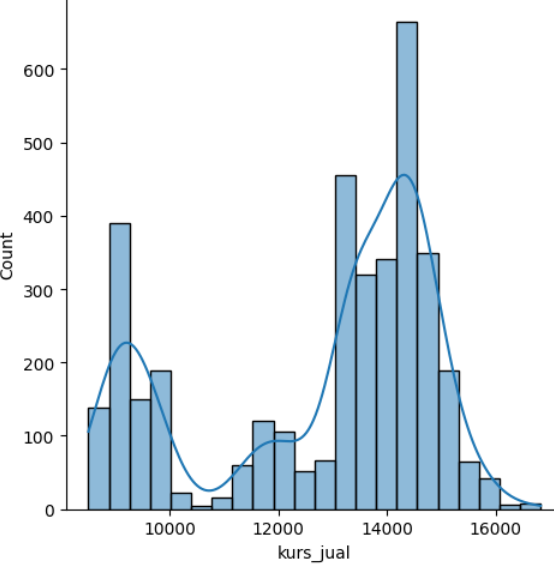
Analisis statistik adalah proses pemrosesan data yang melibatkan penyaringan, pembersihan, transformasi, pemrosesan, dan pemodelan data. Tujuannya adalah untuk menemukan informasi yang berguna yang dapat digunakan sebagai dasar untuk kesimpulan atau keputusan. (Sahabuddin *et al. 2021*).

Tabel 7 Statistik master data

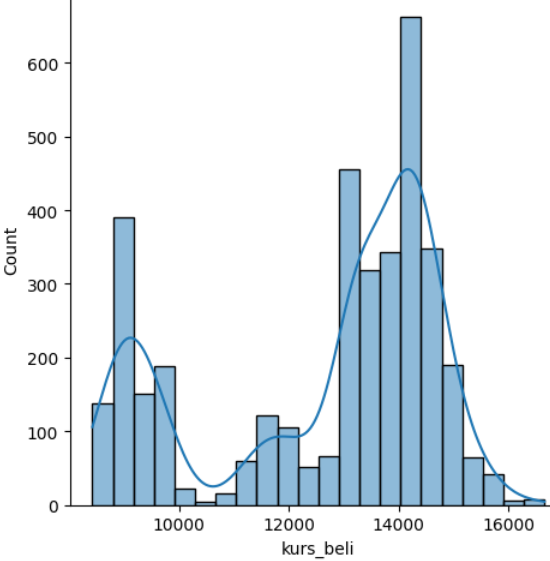
|  | **harga\_emas** | **kurs\_jual** | **kurs\_beli** | **data\_inflasi** | **suku\_bunga\_bi** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **mean** | 668946.1 | 12535.56297 | 12410.79195 | 0.042967 | 5.637697 |
| **median** | 610000 | 13367.5 | 13233.5 | 0.041500 | 5.75 |



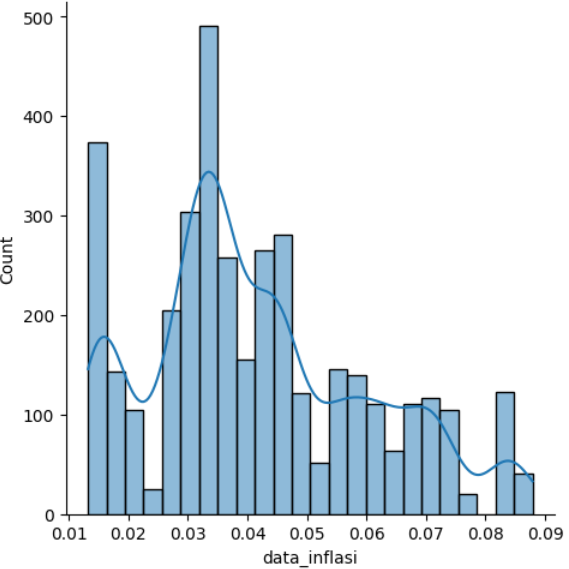
Gambar 4 Persebaran data harga emas



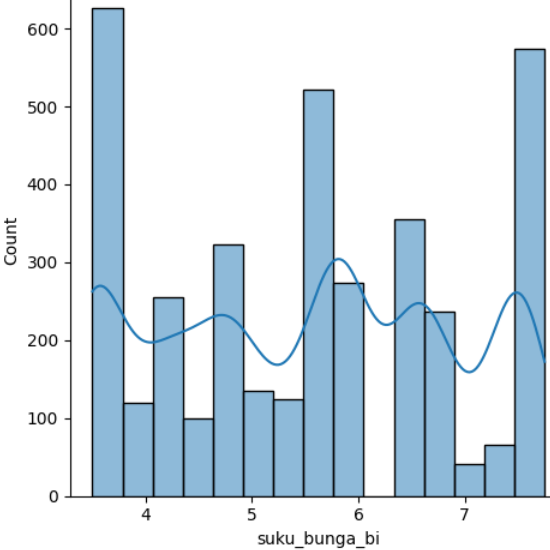
Gambar 5 Persebaran kurs jual dollar



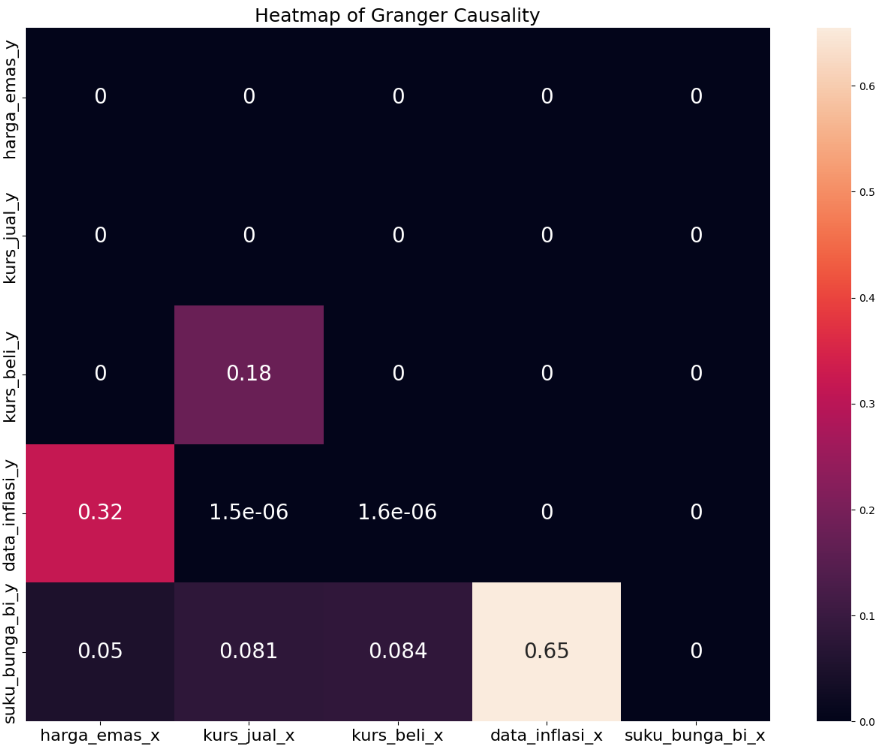
Gambar 6 Persebaran kurs beli dollar



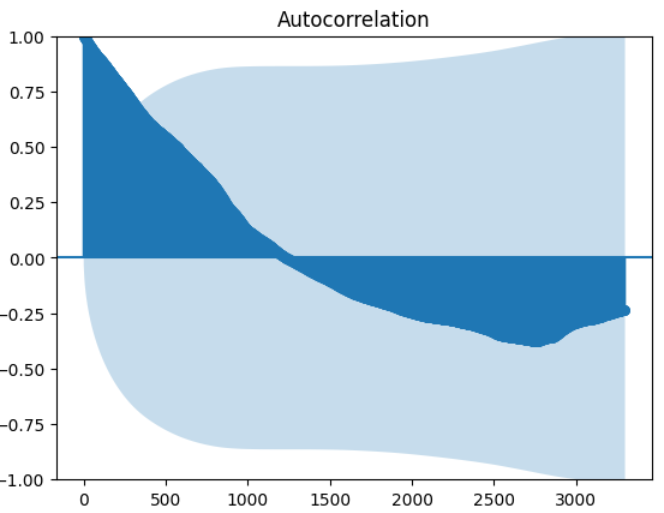
Gambar 7 Persebaran data inflasi



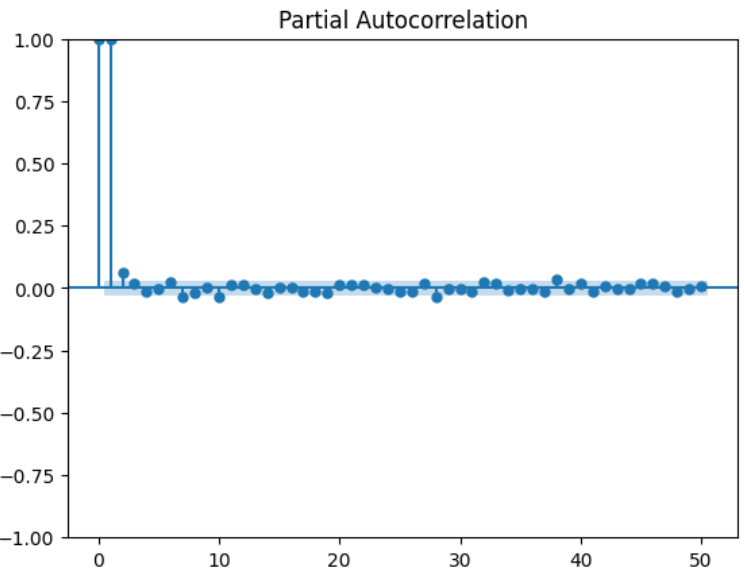
Gambar 8 Persebaran data suku bunga BI

  
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 .

### 4.2 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**

Ali, M. (2020, April). PyCaret: An open source, low-code machine learning library in Python (PyCaret version 1.0.0). https://www.pycaret.org

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/ijafr.v9i4.15750

Armstrong, J. S. (1985). Long-range forecasting: From crystal ball to computer (2nd ed.). Wiley.

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

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

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

Farhat, S., & Ghalayini, L. (2020). Modeling and Forecasting Gold Prices. Research Square Platform LLC.

Halimi, I., Azhar, Y., & Marthasari, G. I. (2019). Prediksi Harga Emas Menggunakan Univariate Convolutional Neural Network. REPOSITOR, 1(2), 105-116.

Hyndman, R. J. (2006). Another look at forecast-accuracy metrics for intermittent demand. Foresight: The International Journal of Applied Forecasting, 4(4), 43-46.

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.

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

Korstanje, J. (2021). The Prophet Model. In: Advanced Forecasting with Python. Apress, Berkeley, CA.

Logam Mulia. (2022). Harga Emas Hari Ini. Diakses pada 2 Juli 2023 dari https://www.logammulia.com/id/harga-emas-hari-ini

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

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

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.

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

Sahabuddin, R., Idrus, M. I., & Karim, A. (2021). Pengantar Statistika (1st ed.). Liyan Pustaka Ide.

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

Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. The American Statistician, 72(1), 37-45. https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080

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.

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

**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.