

## **Makalah Seminar**

### **PENGUNAAN MODEL FACEBOOK PROPHET DENGAN FAKTOR EKSTERNAL DALAM PREDIKSI HARGA EMAS**

RIZAL MUJAHIDDAN (G64190069)\* , ENDANG PURNAMA GIRI, MEDRIA KUSUMA DEWI HARDHIENATA

#### **ABSTRAK**

Harga emas merupakan salah satu indikator penting dalam dunia keuangan dan investasi. Sebagai komoditas yang stabil dan cenderung naik nilainya, prediksi harga emas menjadi sangat penting bagi para pelaku pasar. Dalam penelitian ini, digunakan metode Facebook Prophet yang dapat memprediksi harga emas dengan akurasi tinggi. Selain itu, penelitian ini juga mempertimbangkan faktor-faktor eksternal seperti tingkat inflasi, nilai tukar mata uang, dan indeks saham sebagai variabel prediktor. Data harga emas dan faktor eksternal dikumpulkan selama periode Januari 2010 hingga April 2023 dan dianalisis menggunakan model Facebook Prophet. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Facebook Prophet dengan faktor eksternal mampu memprediksi harga emas dengan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu hanya memiliki tingkat kesalahan sebesar 25,61% berdasarkan metrik SMAPE.

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

#### **ABSTRACT**

*Gold price is one of the important indicators in finance and investment. As a stable commodity and that tends to increase in value, predicting gold price is very important for market players. This study, the Facebook Prophet method is used, which can predict gold prices with high accuracy. In addition, this study also considers external factors such as inflation rates, currency exchange rates, and stock indexes as predictor variables. Gold price and external factor data were collected during the period from January 2010 to April 2023 and analyzed using the Facebook Prophet model. The research results show that the Facebook Prophet model with external factors is able to predict gold prices with high accuracy, having only a small error rate of 25.61% based on the SMAPE metric.*

*Keywords : Gold price , Prophet, Finance, Forecasting, Temporal Analysis*

## **PENDAHULUAN**

### **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 di mana 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.* 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.* 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* 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.*, model statistik dan model machine learning lebih baik dibandingkan deep learning. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan model Facebook Prophet, STL, dan XGBoost.

### **Rumusan Masalah**

1. Bagaimana efektivitas model Facebook Prophet dalam memprediksi harga emas ketika diterapkan dengan faktor eksternal ?
2. Bagaimana pengaruh faktor eksternal terhadap harga harga emas ?

## Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga emas yang efektif dengan menggunakan metode Facebook Prophet dan faktor eksternal yang relevan untuk membantu investor dan pembuat kebijakan.

## 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.

## Ruang Lingkup

Ruang lingkup digunakan untuk penelitian adalah sebagai berikut :

1. Data harga Emas diperoleh dari situs logam mulia (<https://www.logammulia.com/id/harga-emas-hari-ini>)
2. Data yang digunakan dari 4 Januari 2010 hingga 30 April 2023

## TINJAUAN PUSTAKA

### Model Facebook Prophet

Facebook Prophet adalah library Python yang dikembangkan oleh Facebook untuk memprediksi deret waktu (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 forecasting yang kompleks, kemampuan model dapat menjadi terbatas (Korstanje 2021).

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

$g(t)$  : *Trend Component*

$s(t)$  : *Seasonal Component*

$h(t)$  : *Holiday Component*

$\epsilon_t$  : *Residual Component*

$y(t)$  : *Time Series Data*

Facebook Prophet menggunakan kurva pertumbuhan linier atau logistik untuk memodelkan tren. Rumus untuk tren pada waktu  $t$  diberikan oleh:  $g(t) = a + bt + S(t) + X(t) + \epsilon(t)$ , di mana  $g(t)$  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.

## 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 di masa depan dianggap penting (Farhat dan Ghalayini. 2020).

## Perbandingan Model prediksi harga emas

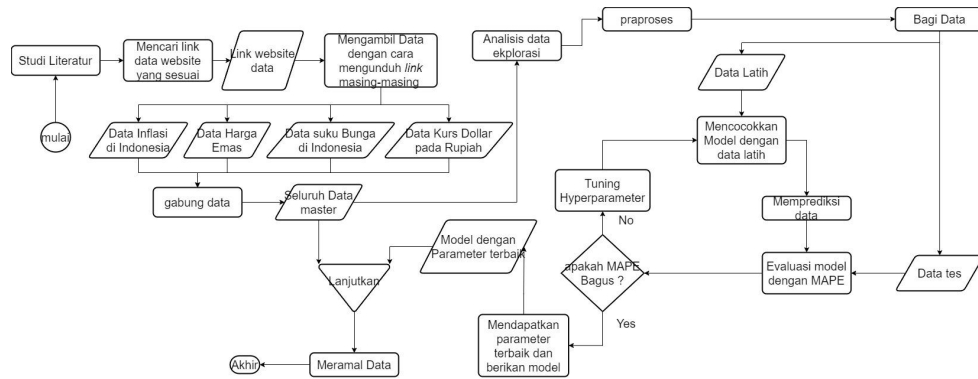
Perbandingan antara beberapa model prediksi harga emas bertujuan membantu para investor memilih model yang terbaik dan paling efektif. Dengan memahami perbedaan antara model-model tersebut, para investor dapat memilih model yang paling sesuai dengan kebutuhan mereka dalam memprediksi harga emas dan membuat keputusan investasi yang lebih tepat dan menguntungkan.

Tabel 1 Akurasi penelitian sebelumnya

No	Nama Model	Akurasi	Data Latih
1.	<i>XGBoost</i>	99,4%	Jan 1986 - Des 2019
2.	<i>MLP with Whale Optimization</i>	99%	Sept 1987 - Agu 2017
3.	<i>SVM (Support vector Machine)</i>	60%	Des 2011 - Sep 2016
4.	<i>Univariate Convolutional Neural Network</i>	RMSE = 690,4	1 Nov 2018 - 31 Des 2018
5.	<i>LSTM with Pandemic</i>	85,759%	30 Jul 2015 - 22 Jan 2020
6.	<i>STL</i>	RMSE = 0.00554	3 Jan 2006 - 31 Jan 2019

## METODE PENELITIAN

### Tahapan Penelitian



Gambar 2 alur penelitian

Tahapan penelitian ini melibatkan beberapa langkah penting. Pertama, studi literatur dilakukan untuk memahami topik penelitian dan menentukan metode yang akan digunakan. Kemudian, data dikumpulkan dan diproses untuk memastikan kualitasnya. Setelah itu, data dibagi menjadi data latihan dan data uji untuk memvalidasi model yang dibangun. *Hyperparameter tuning* dilakukan untuk menemukan parameter terbaik untuk model. Akhirnya, model digunakan untuk meramalkan data.

### Deskripsi Data

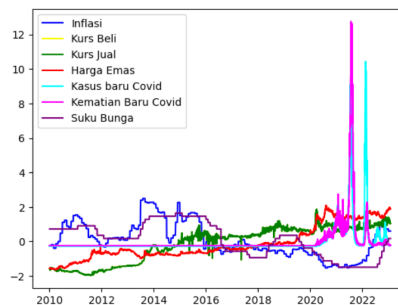
Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs logam mulia PT.Antam (<https://www.logammulia.com/id/harga-emas-hari-ini>). Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data dari tanggal 4 Januari 2010 hingga 30 April 2023. Harga emas dihitung berdasarkan harga emas dari mata uang rupiah 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 (<https://www.bi.go.id/id/statistik/informasi-kurs/transaksi-bi/default.aspx>), data inflasi BI (<https://www.bi.go.id/en/statistik/indikator/data-inflasi.aspx>), Suku bunga BI (<https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/bi-7day-rr.aspx>).

Tabel 2 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

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.



Gambar 3 grafik normalisasi master data

### Studi literatur

Studi literatur dilakukan dengan membaca literatur mengenai penelitian sebelumnya mengenai artikel berhubungan dengan model Facebook Prophet untuk prediksi harga emas dengan faktor eksternal. Beberapa penelitian mengenai penerapan model *machine learning* untuk peramalan harga emas dan mencari korelasi pada faktor eksternal yang mempengaruhi harga emas.

### 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

### Pelatihan dan Pengembangan Model Facebook Prophet

Model yang digunakan merupakan turunan dari library *pycaret* karena mudah diterapkan bagi programmer pemula, memiliki fitur untuk membandingkan metrik antara model, bisa menguji uji statistik, bisa tuning parameter secara otomatis, serta bisa memberi diagram dari model terbaik. Parameter yang dituning seperti *holiday\_prior\_scale*, *changepoints\_prior\_scale*, dan *seasonality\_prior\_scale*. Untuk tuning hyperparameter, hasilnya seperti ini

Tabel 3 Tuning parameter

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

### 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).

$$SMAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)/2} \quad (4)$$

$t$  : 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 (Armstrong 1985).

$$MASE = \frac{\text{mean}(A_t - F_t)}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n |A_t - A_{t-1}|} \quad (5)$$

$t$  : 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).

### 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.

### Lingkungan Pengembangan

Perangkat keras memiliki RAM 8 GB dan processor AMD Ryzen 5 3500U dengan GPU AMD Radeon™ Vega 8 Graphics. Perangkat lunak menggunakan sistem operasi Windows 11 dan bahasa pemrograman Python.

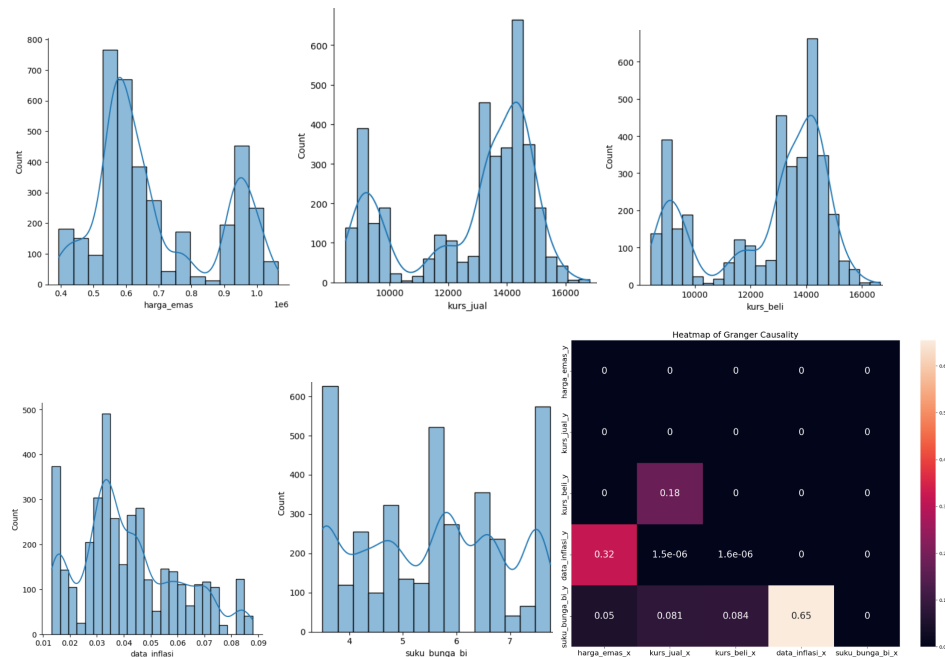
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Analisis Statistik Data

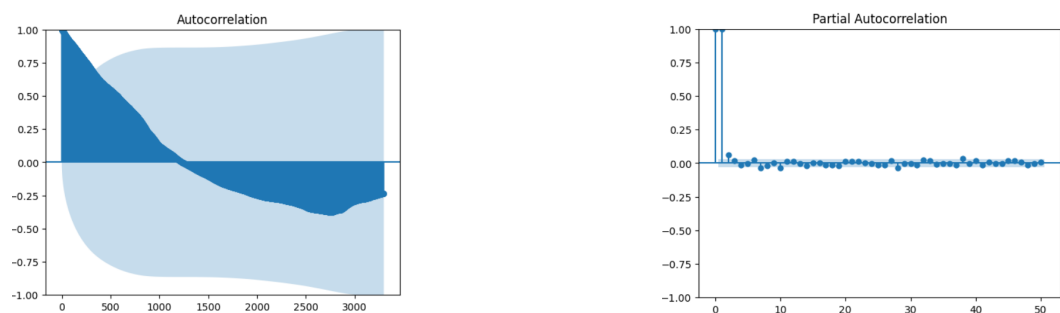
Analisis statistik adalah proses pemrosesan data yang melibatkan penyaringan, pembersihan, transformasi, pemrosesan, dan pemodelan data. Tujuannya adalah untuk menemukan informasi yang berguna yang dapat digunakan sebagai dasar untuk kesimpulan atau keputusan. (Sahabuddin et al. 2021).

Tabel 3 Statistik master data

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

Gambar 4, 5, 6, 7, 8, 9 Persebaran data dan *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, 11 grafik autocorrelation and 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 .



## Perbandingan Model Forecasting

Tabel 4 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 4, 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 5 metrik dengan model Multivariate

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

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).

## KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa model Facebook Prophet bisa dikembangkan. Model Facebook Prophet lebih baik dalam menggunakan fitur eksternal dibandingkan dengan pendekatan univariate. Saran dari penelitian ini adalah untuk mempertimbangkan faktor eksternal lain yang berpotensi mempengaruhi harga emas, melakukan perbandingan dengan model prediksi lain, dan memperbarui data dan model secara berkala 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. (2021). Structural analysis and forecast of gold price returns. *Journal of Financial Forecasting*, 10(2), 25-40.

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>