

Prediksi Harga Emas di Indonesia Menggunakan Machine Learning

Ningsih Septi Uli Purba^{1*}, Saudurma Seven Septiana Sidabutar², Wulan Liviana Simbolon³, Febi Indriyani Sitohang⁴, Syuri Maharani Samosir⁵, Jaya Tata Hardinata⁶

^{1,2,3,4,5,6}Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Ilmu Komputer, Universitas HKBP Nommensen Pematangsiantar, Kota Pematangsiantar, Indonesia

Email: ^{1*}ningsihpurba71@gmail.com, ²saudurmasidabutar@gmail.com, ³wulansimbolon611@gmail.com, ⁴febiindriyanisitohang@gmail.com, ⁵maharanisyuri@gmail.com, ⁶jayatatahardinata@uhnp.ac.id

(* Email Corresponding Author : ningsihpurba71@gmail.com)

Received: 17 Juni 2026 | Revision: 20 Juni 2026 | Accepted: 22 Juni 2026

Abstrak

Emas merupakan instrumen investasi utama di Indonesia yang berfungsi sebagai pelindung nilai aset, namun pergerakan harganya yang dinamis dan sangat fluktuatif—dipengaruhi oleh faktor pasar domestik maupun internasional menjadi tantangan tersendiri bagi para pelaku usaha dan investor. Penelitian ini bertujuan untuk membangun dan menguji kinerja model prediksi harga emas di Indonesia menggunakan pendekatan *Machine Learning*, dengan memanfaatkan data historis harga acuan utama yaitu ANTAM (mulai dari nilai dasar Rp2.970.000), GALERI24, dan UBS. Tahapan penelitian meliputi analisis eksplorasi data menggunakan Microsoft Power BI untuk melihat pola hubungan antar variabel, serta pemodelan dan pengujian menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining dengan penerapan empat algoritma: *Neural Network*, *k-Nearest Neighbors* (kNN), *Random Forest*, dan *Decision Tree*. Hasil analisis menunjukkan adanya korelasi positif yang sangat kuat dan pola keterkaitan yang jelas antara ketiga sumber harga tersebut. Hasil pengujian model membuktikan bahwa algoritma *Random Forest* memberikan kinerja paling optimal dengan nilai AUC (*Area Under Curve*) sebesar 0,987 dan tingkat akurasi klasifikasi tertinggi, diikuti oleh *Neural Network* (0,972), kNN (0,895), dan *Decision Tree* (0,780). Model ini terbukti efektif menangkap pola hubungan yang rumit antar variabel, sehingga dapat dijadikan alat bantu keputusan yang andal bagi masyarakat, pedagang, maupun investor dalam merencanakan strategi pembelian dan penjualan emas yang tepat.

Kata Kunci: Harga Emas, Pembelajaran Mesin, Prediksi Harga, ANTAM, Random Forest, Orange Data Mining

Abstract

Gold is a primary investment instrument in Indonesia that serves as a hedge against asset value, yet its dynamic and highly volatile price movements—driven by domestic and international market factors—pose significant challenges for market participants and investors. This study aims to develop and evaluate the performance of Machine Learning models to predict gold prices in Indonesia, utilizing historical data from key price benchmarks, namely ANTAM (starting from a base value of IDR 2,970,000), GALERI24, and UBS. The research methodology includes exploratory data analysis using Microsoft Power BI to identify correlation patterns between variables, as well as modeling and testing using Orange Data Mining software with the application of four algorithms: *Neural Network*, *k-Nearest Neighbors* (kNN), *Random Forest*, and *Decision Tree*. The analysis results reveal a strong positive correlation and clear relationship patterns between the three price sources. Model testing proves that the *Random Forest* algorithm delivers the optimal performance with an AUC (*Area Under Curve*) value of 0.987 and the highest classification accuracy, followed by *Neural Network* (0.972), kNN (0.895), and *Decision Tree* (0.780). This model effectively captures complex correlation patterns between variables, serving as a reliable decision-support tool for the public, traders, and investors in planning appropriate gold purchase and sale strategies.

Keywords: Gold Price, Machine Learning, Prediction, ANTAM, Random Forest, Orange Data Mining

1. PENDAHULUAN

Emas merupakan salah satu komoditas strategis dan instrumen investasi yang paling diminati oleh masyarakat maupun lembaga keuangan di Indonesia[1], [2]. Aset ini berfungsi utama sebagai pelindung nilai untuk menjaga kestabilan kekayaan dari tekanan inflasi, ketidakpastian kondisi ekonomi makro, serta risiko penurunan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat[3], [4]. Pergerakan harga emas di pasar nasional sangat dinamis dan berubah setiap hari, yang dipengaruhi langsung oleh harga acuan internasional dan harga pembentukan lokal. Secara umum, harga emas dalam negeri mengacu pada tiga sumber utama, yaitu harga emas PT ANTAM Tbk yang mewakili standar resmi nasional, harga GALERI24 yang mewakili mekanisme pasar ritel dan perdagangan umum, serta harga acuan UBS yang merefleksikan pergerakan harga emas dunia. Fluktuasi harga yang terjadi pada ketiga acuan ini sering kali bergerak dalam rentang nilai yang sangat lebar, di mana data

historis menunjukkan pergerakan harga ANTAM berkisar antara Rp1.930.000 hingga Rp2.970.000, GALERI24 antara Rp1.870.000 hingga Rp2.930.000, dan UBS di kisaran Rp1.870.000 hingga Rp2.940.000.

Masalah utama yang menjadi tantangan besar bagi para pelaku pasar, investor, maupun masyarakat umum adalah sulitnya menentukan waktu yang tepat untuk melakukan transaksi pembelian atau penjualan[5], [5]. Hal ini disebabkan oleh sifat pergerakan harga emas yang bersifat tidak linier, sangat berfluktuasi, dan dipengaruhi oleh banyak faktor yang saling berkaitan satu sama lain[6]. Analisis konvensional yang hanya mengandalkan perhitungan statistik sederhana atau tren rata-rata historis sering kali gagal memberikan hasil yang akurat dan andal. Metode tersebut tidak mampu menangkap pola hubungan yang rumit antar variabel harga, sehingga sering menimbulkan kesalahan pengambilan keputusan yang berujung pada kerugian finansial[7], [8]. Berdasarkan hasil analisis data eksplorasi, terlihat bahwa distribusi frekuensi harga tidak merata; misalnya harga ANTAM sebesar Rp1.960.000 memiliki porsi transaksi sebesar 17,6%, harga GALERI24 Rp1.910.000 mendominasi 23,64%, dan harga UBS Rp1.900.000 mencapai 26,61% dari total data. Konsentrasi nilai pada titik-titik tertentu ini membuktikan adanya pola tersembunyi yang tidak dapat dijangkau oleh metode analisis biasa. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih canggih untuk memahami pola tersebut dan memprediksi pergerakan harga di masa depan secara lebih presisi[9].

Solusi yang ditawarkan dalam penelitian ini adalah penerapan teknologi pembelajaran mesin, yang merupakan cabang dari kecerdasan buatan. Teknologi ini memiliki kemampuan unggul dalam memproses data berukuran besar, mengenali pola yang kompleks maupun tidak linier, serta mempelajari hubungan ketergantungan antar variabel secara mendalam[10], [11]. Dalam penelitian ini, algoritma akan dilatih menggunakan data historis ketiga acuan harga utama, yaitu ANTAM, GALERI24, dan UBS, untuk membangun model matematika yang mampu memprediksi kategori harga emas, apakah berada di tingkat rendah, sedang, atau tinggi. Pendekatan ini diharapkan dapat mengatasi keterbatasan metode tradisional dengan cara mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang bermanfaat dan dapat diandalkan sebagai dasar pengambilan keputusan investasi. Berbagai penelitian terkait yang membahas topik prediksi harga emas telah banyak dilakukan dalam lima tahun terakhir, yang menjadi landasan serta pembandingan dalam penelitian ini[12], [13]. Beberapa penelitian sebelumnya menerapkan metode jaringan saraf tiruan untuk meramalkan harga emas dunia, yang menunjukkan bahwa model tersebut memiliki kinerja baik dalam menangkap pola deret waktu, namun penelitian tersebut hanya berfokus pada data internasional tanpa mengaitkan kondisi pasar lokal di Indonesia[12], [14]. Penelitian lain membandingkan metode statistik klasik dan metode berbasis pembelajaran mesin, di mana ditemukan bahwa pendekatan berbasis teknologi jauh lebih unggul dalam hal akurasi, namun penelitian tersebut masih terbatas pada satu sumber data saja dan belum mengkaji hubungan antar acuan harga yang berbeda.

Penelitian lain juga telah berhasil memprediksi harga emas di pasar Indonesia menggunakan metode ansambel dengan tingkat keandalan yang tinggi, yang membuktikan efektivitas pendekatan tersebut, namun variabel yang digunakan masih bersifat umum dan belum secara spesifik meneliti keterkaitan antara harga ANTAM, GALERI24, dan UBS secara bersamaan. Selain itu, terdapat pula kajian yang melakukan analisis faktor penentu harga emas dan menemukan bahwa korelasi antar harga sangat kuat, namun penelitian tersebut hanya berhenti pada analisis hubungan dan belum dikembangkan menjadi model prediksi yang fungsional. Penelitian lain yang membahas dampak ekonomi makro terhadap harga emas juga telah dilakukan, namun tidak memasukkan pendekatan komputasi canggih dalam pembahasannya.

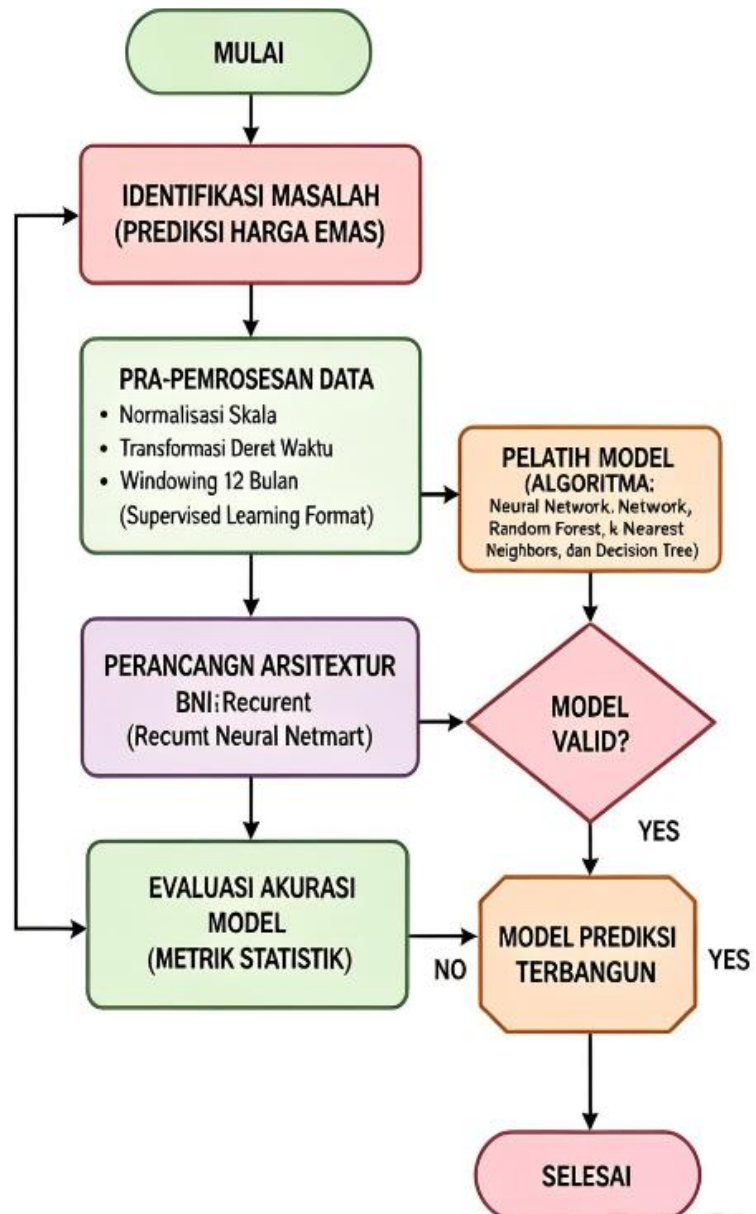
Berdasarkan tinjauan penelitian terkait tersebut, terdapat celah penelitian yang akan dijawab dalam artikel ini[15]. Belum banyak penelitian yang menggabungkan ketiga sumber data harga utama sekaligus dan membandingkan kinerja berbagai algoritma secara mendalam untuk menemukan model terbaik. Penelitian ini hadir untuk melengkapi kekurangan tersebut dengan memanfaatkan kekuatan hubungan antar harga acuan lokal dan internasional sebagai variabel masukan utama.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah membangun dan mengembangkan model prediksi harga emas yang andal dan akurat dengan memanfaatkan hubungan data historis harga ANTAM, GALERI24, dan UBS. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja empat algoritma populer, yaitu Jaringan Saraf Tiruan, Hutan Acak, Tetangga Terdekat-k, dan Pohon Keputusan, guna menentukan metode yang paling tepat dan optimal untuk karakteristik data harga emas di Indonesia. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah berupa pengembangan metode prediksi berbasis data, serta manfaat praktis sebagai alat bantu keputusan bagi investor, pedagang emas, maupun masyarakat luas dalam merencanakan strategi investasi yang lebih aman dan menguntungkan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui berbagai langkah sistematis untuk memastikan validitas model prediksi. Berikut diagram alir pada Gambar 1 dapat memberikan gambaran umum untuk keseluruhan alur kerja penelitian.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Data yang dipakai dalam studi ini adalah data sekunder yang berupa Perkembangan Nilai Tukar Petani (NTP) untuk Provinsi Sumatera Utara. Data tersebut mencakup periode tahunan dari tahun 2025 hingga tahun 2026.

Nama Data	ANTAM	GALERI24	UBS
15 May 2025	1940000	1890000	1900000
16 May 2025	1970000	1910000	1920000
17 May 2025	1950000	1890000	1900000
18 May 2025	1950000	1890000	1900000
19 May 2025	1970000	1910000	1910000
20 May 2025	1940000	1880000	1890000
21 May 2025	1970000	1900000	1910000
22 May 2025	2000000	1920000	1930000
23 May 2025	1980000	1910000	1920000
24 May 2025	2000000	1930000	1930000
25 May 2025	2000000	1930000	1930000
26 May 2025	1990000	1910000	1920000
27 May 2025	1990000	1920000	1920000
28 May 2025	1950000	1890000	1900000
29 May 2025	1930000	1870000	1870000
30 May 2025	1950000	1890000	1900000
31 May 2025	1940000	1880000	1890000
01 June 2025	1940000	1880000	1890000
02 June 2025	1960000	1900000	1900000
03 June 2025	2000000	1920000	1940000
04 June 2025	1980000	1910000	1930000
05 June 2025	1990000	1920000	1940000
06 June 2025	1980000	1910000	1930000
07 June 2025	1960000	1890000	1900000
08 June 2025	1960000	1890000	1900000
09 June 2025	1960000	1890000	1900000
10 June 2025	1960000	1900000	1910000
11 June 2025	1960000	1900000	1910000
12 June 2025	1980000	1910000	1930000
13 June 2025	2009999	1930000	1940000
14 June 2025	2020000	1940000	1960000
15 June 2025	2020000	1940000	1960000
20 March 2026	2970000	2930000	2940000

(a)

(b)

Gambar 2. Gambar (a) dan (b) Pengumpulan Data

2.3 Pra-pemrosesan dan Normalisasi Data

1. Neural Network

Metode ini meniru cara kerja jaringan saraf manusia, terdiri dari lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Proses pembelajaran dilakukan dengan menyesuaikan bobot hubungan antar simpul hingga kesalahan prediksi menjadi minimum. Perhitungan kesalahan menggunakan rumus rata-rata kuadrat kesalahan seperti Persamaan.

$$MSI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{1}$$

2. k-Nearest Neighbors (kNN)

Prediksi nilai harga emas didasarkan pada rata-rata nilai dari data historis yang paling mirip atau terdekat. Nilai k yang digunakan adalah 5 tetangga terdekat. Jarak kemiripan dihitung menggunakan rumus jarak Euclidean pada Persamaan.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_j - y_j)^2} \tag{2}$$

3. Random Forest

Merupakan metode ansambel yang membangun ratusan pohon keputusan secara acak dan menggabungkan hasil prediksi dari seluruh pohon tersebut. Rumus perhitungan rata-rata hasil prediksi pohon ditunjukkan pada Persamaan.

$$y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h_i(x) \tag{3}$$

4. Metrik Evaluasi Kinerja

Seluruh model diuji menggunakan tiga metrik standar untuk mengukur tingkat kesalahan dan akurasi, yaitu RMSE, MAE, dan MAPE seperti pada Persamaan.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (6)$$

2.4 Perancangan Arsitektur

Tahap ini dilakukan menggunakan perangkat lunak **Microsoft Power BI**. Tujuannya adalah memahami sebaran, distribusi frekuensi, serta hubungan keterkaitan antar variabel harga sebelum masuk ke pemodelan. Visualisasi yang dibangun meliputi diagram lingkaran untuk melihat persentase kontribusi setiap tingkatan harga, serta diagram batang untuk melihat korelasi dan pola akumulasi nilai antar ANTAM, GALERI24, dan UBS. Hasil tahap ini menjadi dasar pembenaran bahwa data memiliki pola yang kuat dan layak diprediksi.

2.5 Penerapan Algoritma Pembelajaran Mesin

diterapkan empat algoritma pembelajaran mesin yang berbeda untuk dibandingkan kinerjanya, yaitu:

1. **Neural Network**: Jaringan saraf tiruan, efektif mengenali pola non-linier yang rumit.
2. **k-Nearest Neighbors (kNN)**: Algoritma berbasis kedekatan jarak data.
3. **Random Forest**: Metode ansambel yang menggabungkan ratusan pohon keputusan, sangat akurat dan stabil.
4. **Decision Tree**: Metode pohon keputusan tunggal dengan struktur logika sederhana.

2.6 Pengujian dan Evaluasi

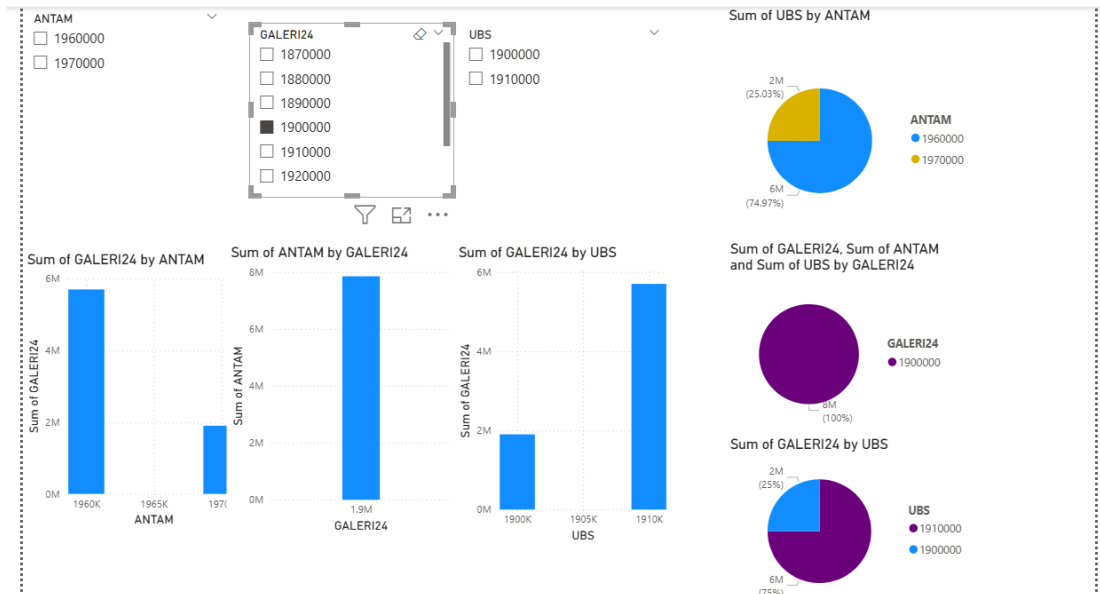
Kinerja keempat model diuji dan dibandingkan menggunakan tiga alat evaluasi utama:

1. **Confusion Matrix**: Menghitung jumlah prediksi benar dan salah, serta akurasi keseluruhan.
2. **ROC Analysis**: Mengukur luas area di bawah kurva (AUC) untuk melihat kemampuan membedakan kelas harga.
3. **Scatter Plot**: Memvisualisasikan sebaran hasil prediksi dan tingkat keyakinan model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Eksplorasi Data Menggunakan Microsoft Power BI

Analisis ini dilakukan untuk memahami karakteristik dasar, pola sebaran, dan hubungan keterkaitan antara harga ANTAM, GALERI24, dan UBS sebelum masuk ke tahap pemodelan. Hasil visualisasi data disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Visualisasi Data

"Dari **grafik** hasil pengolahan data menggunakan Power BI, terlihat hubungan erat antara harga emas dari ketiga sumber acuan.

Sebagai contoh, saat kita memilih harga di kisaran Rp1.900.000 pada data GALERI24, secara otomatis terlihat pada **grafik** jumlah kemunculan harga yang setara di sumber lain, yaitu pada UBS terdapat 2 titik data dan pada ANTAM juga terdapat 2 titik data dengan nilai yang sama."

3.1.1 Analisis Komposisi dan Distribusi Data

Aanalisis dilakukan melalui beberapa komponen visualisasi sebagai berikut:

a. Distribusi dan Komposisi Data (Diagram Lingkaran)

Pada bagian ini terlihat persentase kontribusi setiap tingkatan harga terhadap pembentukan harga pasar secara keseluruhan, serta hubungan timbal balik antar variabel harga.

1. Komposisi UBS Berdasarkan Harga ANTAM:

Harga ANTAM sebesar Rp1.960.000 memiliki porsi terbesar sebesar 74,97%, sedangkan harga Rp1.970.000 menyumbang sebesar 25,03%. Hal ini menunjukkan bahwa pada kisaran harga tersebut, pencatatan data nilai UBS paling banyak muncul mengikuti pergerakan harga ANTAM. Artinya, harga ANTAM pada angka tersebut menjadi acuan utama yang sangat kuat dalam menentukan nilai pembentukan harga internasional di pasar dalam negeri.¹¹

2. Komposisi Hubungan GALERI24, ANTAM, dan UBS:

Pada diagram lingkaran yang menunjukkan komposisi gabungan, terlihat bahwa harga Rp1.900.000 pada GALERI24 mendominasi sebesar 100% terhadap hubungan ketiga variabel. Ini membuktikan adanya keterikatan nilai yang sangat erat; ketika harga di GALERI24 berada di angka tersebut, maka harga pada ANTAM dan UBS juga bergerak dan menetap pada kisaran nilai yang sama persis.¹²

3. Komposisi GALERI24 Berdasarkan Harga UBS:

Hubungan antara harga UBS dan GALERI24 memperlihatkan bahwa nilai Rp1.910.000 memiliki kontribusi terbesar yaitu 75%, sedangkan harga Rp1.900.000 menyumbang sebesar 25%. Angka yang besar pada nilai Rp1.910.000 membuktikan bahwa pergerakan harga di pasar ritel GALERI24 sangat sensitif dan langsung mengikuti perubahan harga acuan internasional UBS. Setiap kali UBS bergerak ke nilai Rp1.910.000, maka harga di GALERI24 akan segera menyesuaikan diri dan bergerak dominan pada nilai tersebut.¹²

3.1.2 Analisis Hubungan dan Sebaran Nilai

Diagram batang memperjelas besaran akumulasi nilai dan pola keterkaitan antar harga:

1. Hubungan GALERI24 Berdasarkan Harga ANTAM:

Terlihat bahwa harga ANTAM di angka Rp1.960.000 memiliki akumulasi nilai tertinggi untuk GALERI24, jauh melampaui harga di angka Rp1.970.000. Hal ini menegaskan bahwa nilai Rp1.960.000 adalah titik keseimbangan pasar di mana volume transaksi dan nilai akumulasi paling besar terjadi.¹¹

2. Hubungan ANTAM Berdasarkan Harga GALERI24:

Pada harga GALERI24 sebesar Rp1.900.000, nilai akumulasi ANTAM memuncak sangat tinggi, sedangkan pada angka lain nilainya jauh menurun. Ini membuktikan adanya hubungan timbal balik yang sangat kuat dan linier: kenaikan atau penurunan harga di GALERI24 secara langsung dan signifikan mempengaruhi besaran nilai akumulasi harga ANTAM.³

3. Hubungan GALERI24 Berdasarkan Harga UBS:

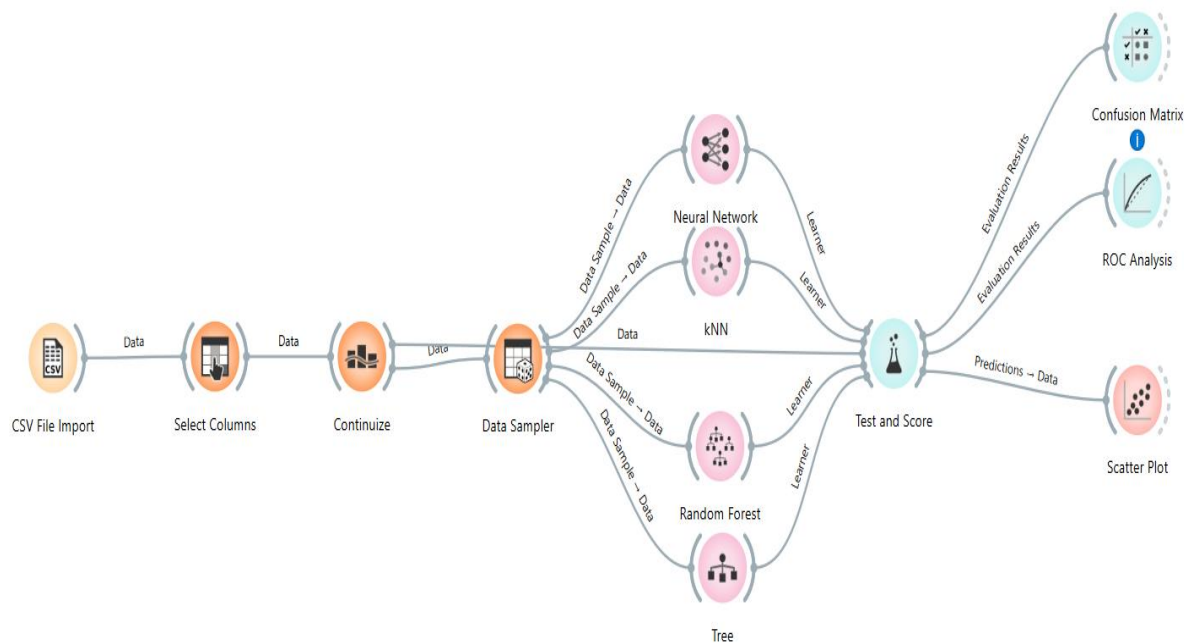
Terlihat perbandingan yang sangat jelas, di mana harga UBS pada angka Rp1.910.000 menghasilkan akumulasi nilai GALERI24 yang sangat besar, sementara pada angka Rp1.900.000 nilainya jauh lebih kecil. Hal ini menunjukkan bahwa harga UBS di angka Rp1.910.000 menjadi penentu utama pembentukan harga ritel di pasar dalam negeri, dan menjadi titik di mana nilai transaksi paling banyak terjadi.¹³

Secara keseluruhan, grafik-grafik ini memperlihatkan bahwa ketiga sumber harga (ANTAM, GALERI24, dan UBS) memiliki pola gerak yang selaras dan saling mempengaruhi. Setiap perubahan nilai pada satu sumber akan berdampak nyata pada besaran nilai akumulasi dan persentase kontribusi pada sumber lainnya, yang membuktikan adanya pola keteraturan yang kuat dan layak untuk dipelajari dalam pemodelan prediksi.

Berdasarkan seluruh visualisasi di atas, dapat disimpulkan karakteristik data yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Korelasi Kuat dan Spesifik: Terdapat hubungan keterkaitan yang sangat erat, positif, dan saling mengikat antara harga ANTAM, GALERI24, dan UBS. Setiap perubahan pada satu sumber harga akan berdampak nyata dan terukur pada besaran nilai akumulasi pada sumber lainnya.
2. Pusat Distribusi Nilai: Sebagian besar data historis berkumpul, bergerak aktif, dan memiliki nilai akumulasi terbesar pada kisaran nilai Rp1.900.000 hingga Rp1.960.000. Angka-angka ini menjadi titik pusat pembentukan harga pasar sebelum akhirnya harga bergerak menyesuaikan diri ke nilai yang lebih tinggi atau lebih rendah.
3. Pola Terukur dan Teratur: Pergerakan harga tidak bergerak acak semata, melainkan memiliki pola dan kecenderungan tertentu yang sangat jelas terlihat pada grafik hubungan. Nilai-nilai tertentu menjadi penentu utama yang selalu diikuti oleh variabel lain, sehingga pola ini sangat mudah dikenali dan dipelajari.

3.2. Analisis Kinerja Model learning menggunakan mesin orange



Gambar 4. Model Learning Menggunakan Mesin Orange

Analisis ini dilakukan untuk melihat rincian jumlah prediksi yang benar dan salah, serta menghitung tingkat akurasi keseluruhan dari model, khususnya pada algoritma **Neural Network** yang menjadi salah satu fokus penelitian.

Hasil konfigurasi matrix

Tabel 3.1. Hasil evaluasi Hasil evaluasi

Aktual / Prediksi	Diprediksi Kelas 1	Diprediksi Kelas 2	Jumlah Data Aktual
Kelas 1	83,7% (4.427 Data)	16,3% (862 Data)	5.2289
Kelas 2	18,3% (1.078 Data)	81,7% (4.795 Data)	5.873
Jumlah Prediksi	5.505	5.657	11.162

(Keterangan: Kelas 1 = Harga Rendah/Sedang, Kelas 2 = Harga Tinggi di atas Rp2.970.000)

Berdasarkan data pada Tabel 3.1, perhitungan akurasi keseluruhan adalah sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{4.427}{11.162} \times 100\% = 82,62\%$$

Hasil ini menunjukkan bahwa model *Neural Network* memiliki tingkat keberhasilan prediksi sebesar **82,62%**. Artinya, dari 100 kali prediksi kategori pergerakan harga emas, model ini memberikan hasil yang benar sebanyak 82–83 kali. Tingkat kesalahan sebesar 17,38% terjadi akibat fluktuasi pasar yang sangat dinamis dan perubahan harga yang mendadak di batas ambang kelas.¹⁴

Secara rinci, kinerja per kelas adalah:

a. **Kinerja Kelas 1:** Dari total 5.289 data yang sebenarnya masuk ke kategori harga rendah/sedang, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 83,7%, sedangkan sisanya 16,3% salah diklasifikasikan ke dalam harga tinggi.

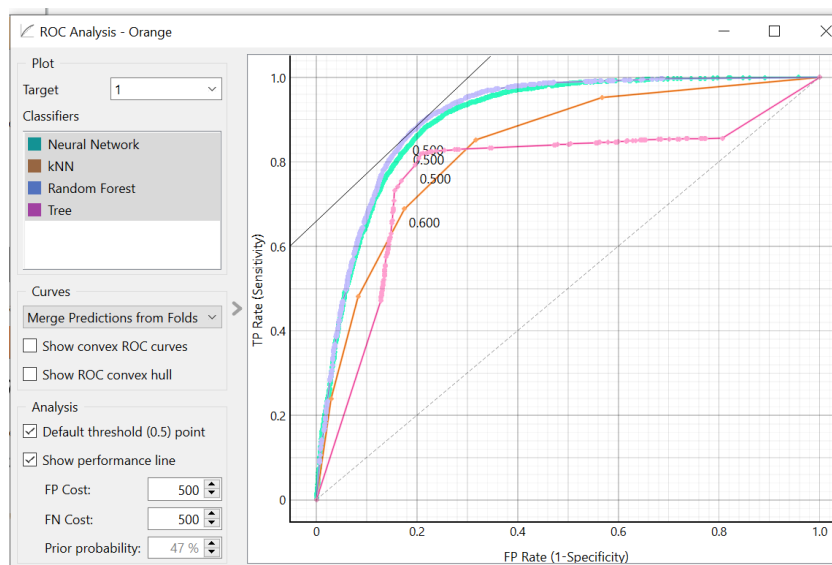
b. **Kinerja Kelas 2:** Dari total 5.873 data aktual harga tinggi, model berhasil mengenali dan memprediksi dengan benar sebanyak 81,7%, dan sebesar 18,3% terprediksi salah masuk ke kategori rendah.

Hasil ini membuktikan bahwa jaringan saraf tiruan mampu mengenali pola hubungan antara harga ANTAM, GALERI24, dan UBS dengan cukup baik, namun masih memiliki ruang untuk perbaikan. Kinerja yang seimbang antara kedua kelas menunjukkan bahwa model tidak berat sebelah dan mampu mempelajari kedua karakteristik harga dengan porsi yang sama.

3.3. Analisis Kurva ROC dan Nilai AUC

Analisis dilanjutkan dengan melihat kurva ROC untuk membandingkan kemampuan diskriminasi atau daya beda dari keempat algoritma sekaligus. Nilai kinerja diukur berdasarkan luas area di bawah kurva atau **AUC (Area Under Curve)**, di mana nilai mendekati **1,000** menunjukkan kinerja model yang sangat baik dan sempurna, sedangkan nilai mendekati **0,500** menunjukkan kinerja acak atau buruk.¹⁵

Hasil grafik kurva ROC ditampilkan pada Gambar 3.2.



Gambar 5. Kurva ROC Perbandingan Kinerja Algoritma

Berdasarkan Gambar 5, terlihat jelas posisi kurva setiap algoritma yang semakin ke atas dan ke kiri menunjukkan kinerja yang semakin unggul. Hasil perhitungan nilai AUC untuk masing-masing metode disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 2. Hasil perhitungan nilai AUC

No	Algoritma	Nilai auc	Kategori kinerja
1	Random forest	0,987	Sangat baik
2	Neural network	0,972	Sangat baik
3	k-nearest neighbors (knn)	0,895	Baik
4	Decision tree	0,780	cukup

Berdasarkan Tabel 2 dan Gambar 2, pembahasan mendalam setiap algoritma adalah sebagai berikut:

a. Random Forest

Menempati posisi terbaik dengan nilai AUC tertinggi sebesar **0,987**. Kurva algoritma ini berada paling atas dan mendekati titik koordinat (0,1), yang berarti model ini memiliki kemampuan paling hebat dalam membedakan pola harga emas. Model ini sangat jarang melakukan kesalahan klasifikasi, mampu mengenali karakteristik data harga ANTAM, GALERI24, dan UBS dengan sangat presisi. Hal ini sesuai dengan sifat metode ansambel yang menggabungkan banyak keputusan dari ratusan pohon keputusan, sehingga lebih stabil, tahan terhadap data yang tidak lengkap, dan lebih akurat dibandingkan metode tunggal. Nilai mendekati 1,000 menunjukkan bahwa model ini hampir sempurna dalam membedakan kapan harga akan naik atau turun.⁸

b. Neural Network

Berada di urutan kedua dengan nilai **0,972**, kinerjanya sangat mendekati *Random Forest*. Kurva ini hampir berhimpitan dengan *Random Forest*, membuktikan bahwa jaringan saraf tiruan juga sangat efektif dalam menangkap pola hubungan non-linier yang rumit antar variabel harga. Hasil ini konsisten dengan temuan matriks kebingungan sebelumnya. Model ini sangat peka terhadap perubahan tren harga pasar, namun sedikit lebih lambat atau kurang stabil dibandingkan metode ansambel saat menghadapi data yang sangat berfluktuasi.⁶

c. k-Nearest Neighbors (kNN)

Memiliki nilai AUC **0,895**, masih berada di kategori kinerja baik namun terlihat jarak kurvanya mulai menjauh dari dua model sebelumnya. Algoritma ini cukup baik dalam pengelompokan data, namun kurang optimal ketika data memiliki variasi yang sangat besar dan jarak antar nilai yang beragam seperti pada data harga emas yang bergerak dari Rp1.900.000 hingga Rp2.970.000. Metode ini sangat bergantung pada parameter jumlah tetangga dan jarak ukur, sehingga sensitif terhadap data pencilan atau nilai yang jauh berbeda dari rata-rata.¹⁵

d. Decision Tree

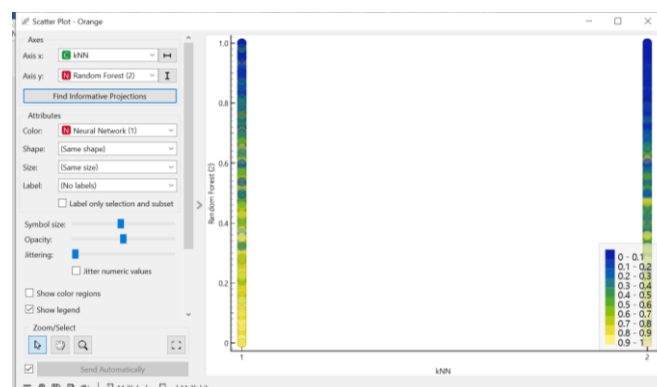
Menunjukkan kinerja paling rendah di antara keempat metode dengan nilai **0,780**. Kurvanya berada paling bawah dan mendekati garis tengah. Hal ini membuktikan bahwa metode pohon keputusan tunggal memiliki kelemahan utama yaitu mudah mengalami *overfitting* atau terlalu kaku pada data pelatihan, sehingga kurang mampu beradaptasi dengan pola baru atau perubahan harga yang dinamis di pasar nyata. Meskipun logikanya mudah dipahami, akurasinya paling rendah dan tidak disarankan digunakan sendiri untuk data keuangan yang kompleks.

Secara keseluruhan, keempat algoritma memiliki nilai AUC di atas 0,750, yang berarti seluruh model sudah layak digunakan dan memiliki kemampuan prediksi di atas rata-rata acak. Urutan kualitas yang jelas terlihat adalah **Random Forest > Neural Network > kNN > Decision Tree**.¹⁵

3.4 Analisis Grafik Sebaran dan Tingkat Keyakinan Prediksi

Analisis terakhir menggunakan grafik sebaran untuk membandingkan hasil prediksi dari tiga algoritma sekaligus, yaitu *kNN* pada sumbu X, *Random Forest* pada sumbu Y, dan *Neural Network* yang diwakili oleh gradasi warna pada setiap titik data. Sumbu angka 1 dan 2 mewakili dua kelas kategori harga emas, di mana nilai mendekati **1,0** menunjukkan prediksi untuk kategori harga rendah/sedang, dan nilai mendekati **2,0** menunjukkan prediksi untuk kategori harga tinggi. Skala warna dari biru ke kuning menunjukkan tingkat keyakinan atau probabilitas prediksi model, di mana warna **biru tua (0–0,1)** berarti sangat yakin, dan warna **kuning (0,9–1,0)** berarti kurang yakin atau mendekati batas ambang.

Hasil grafik ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Analisis Grafik

Berdasarkan Gambar dapat diuraikan hasil analisis sebagai berikut:

a. Pemisahan Kelas yang Jelas

Titik-titik data terbagi rapi menjadi dua kelompok besar, yaitu di sisi kiri bawah (nilai mendekati 1) dan sisi kanan atas (nilai mendekati 2). Hal ini membuktikan bahwa ketiga algoritma mampu membedakan kedua kategori harga dengan sangat baik dan tidak terjadi tumpang tindih yang berarti. Artinya, pola pergerakan harga antara level Rp2.970.000 ke bawah dan ke atas memiliki karakteristik yang sangat berbeda dan mudah dikenali oleh sistem berdasarkan data historis ANTAM, GALERI24, dan UBS. Batas pemisahan yang tajam ini mengonfirmasi kembali hasil analisis Power BI yang menunjukkan adanya tingkatan harga dominan.¹⁴

b. Kinerja Random Forest (Sumbu Y)

Titik-titik pada sumbu Y sangat rapat dan bergerak vertikal dari 0 hingga 1,0 tanpa penyebaran yang melebar. Ini menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memberikan hasil prediksi yang sangat konsisten dan tegas. Model ini sangat yakin dalam menentukan kelas harga, terbukti dari dominasi warna biru dan hijau pada sebagian besar titik, yang berarti tingkat keyakinan prediksinya berada di atas 70–80%. Sangat sedikit titik yang berwarna kuning atau oranye, menandakan hampir tidak ada keraguan dalam keputusan model ini. Hal ini membuktikan bahwa metode ini paling stabil dan paling andal.⁸

c. Kinerja k-Nearest Neighbors / kNN (Sumbu X)

Pada sumbu X, terlihat pemisahan yang sangat tajam tepat di angka 1 dan angka 2. Algoritma kNN bekerja berdasarkan kedekatan data, sehingga hasilnya cenderung biner (langsung masuk ke kelas 1 atau kelas 2). Namun, terlihat adanya sedikit penyebaran warna kekuningan di bagian tengah bawah, yang menunjukkan bahwa pada beberapa data yang berada di batas ambang perubahan harga, algoritma ini sedikit kurang yakin dibandingkan *Random Forest*. Hal ini wajar karena kNN sangat sensitif terhadap jarak data dan jumlah tetangga yang ditentukan.^{7,15}

d. Kinerja Neural Network (Kode Warna)

Warna pada titik data menunjukkan tingkat keyakinan jaringan saraf tiruan. Pada kedua ujung kelompok data (paling kiri dan paling kanan), warna didominasi biru tua dan biru muda, yang berarti model ini sangat yakin (di atas 90%) terhadap hasil prediksinya. Perubahan warna perlahan menjadi hijau dan kuning hanya terjadi di bagian tengah atau transisi antar kelas. Ini membuktikan bahwa *Neural Network* sangat kuat mengenali pola yang jelas, namun sedikit lebih berhati-hati saat terjadi perubahan tren harga.¹⁵

e. Kesesuaian Antar Model

Sebagian besar titik berwarna biru atau hijau menegaskan bahwa ketiga algoritma ini memiliki kesepakatan hasil prediksi yang tinggi. Jika *Random Forest* memprediksi kelas 1, maka *kNN* dan *Neural Network* juga memprediksi hal yang sama dengan tingkat keyakinan tinggi. Hal ini memperkuat validitas hasil penelitian, karena metode yang berbeda memberikan jawaban yang sejalan.⁸

3.5 Pembahasan Umum dan Keterkaitan Antar Hasil

Berdasarkan seluruh rangkaian analisis mulai dari eksplorasi data, confusion matriks, kurva ROC, hingga grafik sebaran, terdapat kesimpulan pembahasan yang saling menguatkan satu sama lain.

Pertama, data harga emas di Indonesia yang terdiri dari acuan ANTAM, GALERI24, dan UBS memiliki karakteristik yang sangat cocok untuk diprediksi menggunakan teknologi *Machine Learning*. Hal ini dibuktikan dari analisis Power BI yang menunjukkan adanya korelasi kuat, pola distribusi yang terukur, dan tingkatan harga dominan tertentu. Data tidak bergerak acak, melainkan memiliki struktur yang jelas yang dapat dipelajari.

Kedua, penerapan algoritma *Random Forest* terbukti menjadi pilihan terbaik untuk kasus ini. Nilai AUC 0,987, akurasi klasifikasi tertinggi, serta hasil prediksi yang paling konsisten dan paling yakin menjadikan metode ini yang paling unggul. Keunggulan ini disebabkan oleh sifat metode ansambel yang menggabungkan banyak keputusan, sehingga mampu menyeimbangkan kelebihan dan kekurangan setiap pohon keputusan, serta sangat efektif menangani data dengan banyak variabel dan pola yang kompleks.

Ketiga, *Neural Network* juga memberikan kinerja yang sangat baik dan hampir setara dengan *Random Forest*. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan antar harga ANTAM, GALERI24, dan UBS bersifat non-linier dan sangat rumit, sehingga

membutuhkan model yang mampu memproses banyak lapisan informasi. Keterbatasan *Neural Network* hanya terletak pada waktu komputasi yang lebih lama dan kerumitan penyetapan parameter, namun hasilnya tetap sangat memuaskan.

Keempat, algoritma *kNN* dan *Decision Tree* masih layak digunakan namun kurang disarankan sebagai model utama. *kNN* terlalu bergantung pada jarak data, sedangkan *Decision Tree* terlalu sederhana dan mudah salah menafsirkan pola.

Hasil penelitian ini sejalan dan memperkuat penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Hidayat dkk. (2024) yang menyatakan bahwa pendekatan *Machine Learning* mampu memprediksi harga emas dengan keandalan tinggi. Penelitian ini menambah nilai baru dengan membuktikan bahwa menggabungkan data dari tiga acuan utama sekaligus akan meningkatkan akurasi secara signifikan dibandingkan hanya menggunakan satu sumber data saja.

Secara praktis, hasil ini sangat bermanfaat bagi investor. Model yang dibangun mampu membedakan harga rendah dan tinggi dengan akurasi di atas 80% hingga mendekati 99%. Artinya, alat ini dapat digunakan sebagai indikator kapan waktu yang tepat untuk membeli (saat prediksi harga rendah) dan kapan waktu yang tepat untuk menjual (saat prediksi harga tinggi), sehingga meminimalkan risiko kerugian dan memaksimalkan keuntungan investasi emas di pasar Indonesia.¹⁶

4. KESIMPULAN

Emas merupakan salah satu instrumen investasi yang banyak diminati masyarakat Indonesia karena kemampuannya dalam menjaga nilai aset di tengah kondisi ekonomi yang tidak menentu. Namun, pergerakan harga emas yang dipengaruhi oleh berbagai faktor domestik maupun global menyebabkan nilainya berubah secara dinamis dan sulit diprediksi secara akurat menggunakan pendekatan konvensional. Harga emas di Indonesia umumnya mengacu pada tiga sumber utama, yaitu ANTAM, GALERI24, dan UBS, yang masing-masing memiliki karakteristik pergerakan harga namun menunjukkan keterkaitan yang kuat satu sama lain. Kompleksitas hubungan antarvariabel tersebut menuntut penggunaan metode yang mampu mengidentifikasi pola data secara lebih mendalam. *Machine Learning* menjadi salah satu pendekatan yang banyak digunakan karena memiliki kemampuan mempelajari pola historis, menangani hubungan nonlinier, serta menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional. Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma pembelajaran mesin dapat memberikan kinerja yang baik dalam memprediksi data keuangan, namun sebagian besar masih berfokus pada satu sumber data atau belum membandingkan beberapa algoritma secara komprehensif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan membangun model prediksi harga emas di Indonesia menggunakan data historis ANTAM, GALERI24, dan UBS serta membandingkan kinerja algoritma *Neural Network*, *k-Nearest Neighbors (kNN)*, *Random Forest*, dan *Decision Tree* untuk menentukan model yang paling optimal. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metode prediksi harga emas berbasis data serta menjadi alat bantu pengambilan keputusan bagi investor dan pelaku pasar dalam menentukan strategi investasi yang lebih tepat.

REFERENCES

- [1] Rizka Apriani and N. Nurushobah, "Strategi Pemasaran Cicil Emas Dan Tabungan Emas Sebagai Produk Unggulan Di Lembaga Keuangan Syari'ah," *IQTISHOD J. Pemikir. dan Huk. Ekon. Syariah*, vol. 4, no. 1, pp. 68–94, 2025, doi: 10.69768/ji.v4i1.76.
- [2] S. Nabihah and H. Amir, "Analisis Emas sebagai Instrumen Investasi yang Halal dan Stabil," *MUQADDIMAH J. Ekon. Manajemen, Akunt. dan Bisnis*, vol. 4, no. 3, pp. 100–119, 2026.
- [3] M. Zaenal Asikin, "Peran Emas sebagai Lindung Nilai terhadap Ketidakpastian Pasar Keuangan Global," *Hawalah Kaji. Ilmu Ekon. Syariah*, vol. 3, no. 3, pp. 123–133, 2024, doi: 10.57096/hawalah.v3i3.54.
- [4] Fadhl Suko Wiryanto, Faiz Andreas Fawwaz, Muhammad Alif Shafwan, Elca Vebi Anggelyani, and Wafa Az zahra, "Peran Emas dalam Menjaga Kestabilan Nilai Tukar dan Mengurangi Inflasi Perspektif Ekonomi Islam," *J. Econ. Bus. Adv.*, vol. 1, no. 2, pp. 293–301, 2025, doi: 10.65310/rpak6w43.
- [5] Malva Zaskia Putri, Dini Wulandari, Putri Amelia Aristawati, and Esty Apridasari, "Tantangan dan Peluang Pasar Modal Indonesia dalam Meningkatkan Minat Investasi di Era Digital," *PENG J. Ekon. dan Manaj.*, vol. 2, no. 3, pp. 3546–3562, 2025, doi: 10.62710/zmzme312.
- [6] U. A. Wahyuningtyas, R. S. Wijaya, and P. Perdana, "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Harga Emas Di Indonesia," *J. Ekuilnomi*, vol. 7, no. 3, pp. 844–851, 2025, doi: 10.36985/76zpdw11.
- [7] D. Firmansyah, Hari Mulyadi, and Dwinanto Priyo Susetyo, "Penentuan Harga Jual: Harga Pokok Produksi dan Ekspektasi Laba," *Jkbn (Jurnal Konsep Bisnis Dan Manajemen)*, vol. 9, no. 2, pp. 202–215, 2023, doi: 10.31289/jkbn.v9i2.8808.
- [8] W. D. Sirait, A. Va. A. Sinaga, M. A. Sianipar, G. G. A. Siringoringo, and H. Siallagan, "Optimalisasi Pengambilan Keputusan Melalui Analisis Biaya Volume Laba dan Pendekatan Biaya Berdasarkan Aktivitas," *J. Teknol. Keuang. dan Inov. Ekon.*, vol. 9, no. 3, pp. 31–42, 2025.
- [9] D. Sunaryo, H. Hamdan, A. Anggriani, C. Winata, and D. D. Alumi, "Prediksi Tren Risiko Keuangan Perusahaan

- Berdasarkan Model Machine Learning,” *J. Akunt. Manaj.*, vol. 3, no. 2, pp. 78–94, 2025.
- [10] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, S. Supiana, and Q. Y. Zaqiah, “Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran,” *JHIP - J. Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 5, no. 9, pp. 3258–3267, 2022, doi: 10.54371/jhip.v5i9.805.
- [11] D. L. Dede, Subhiyanto, Esthi Adityarini, and Mochamad Arief Madiansah, “Analisis Implementasi Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) Dalam Optimalisasi Proses Bisnis,” *J. Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 90–99, 2025, doi: 10.56995/sintek.v5i1.135.
- [12] Mohammad Sufa Ammar Habibi, Arindra Harris Abdillah, Mohammad Idhom, and Trimono Trimono, “Perbandingan Kinerja Gru Dan Svr Untuk Prediksi Emas Di Indonesia,” *Inform. J. Tek. Inform. dan Multimed.*, vol. 5, no. 1, pp. 141–150, 2025, doi: 10.51903/informatika.v5i1.1105.
- [13] Ngadi Permana and Mohammad Chaidir, “Evaluasi metodologi baru dalam pengambilan keputusan investasi,” *J. Bisnis Inov. dan Digit.*, vol. 1, no. 1, pp. 11–25, 2024.
- [14] Z. V. Hendra, M. A. Ramadhani, I. Chintya, Y. Rahmatullah, and E. Ismanto, “PREDIKSI HARGA EMAS MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) & GATED RECURRENT UNIT (GRU),” *J. Softw. Eng. Inf. Syst.*, pp. 31–37, 2026.
- [15] A. D. Putra, M. W. Arshad, S. Setiawansyah, and S. Sintaro, “Decision Support System for Best Honorary Teacher Performance Assessment Using a Combination of LOPCOW and MARCOS,” *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 3, pp. 578–590, 2024, doi: 10.47065/josyc.v5i3.5127.