



Prediksi Harga Emas Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Backpropagation

Yupita Sari, Andri Anto Tri Susilo*, Lukman Sunardi

Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Kota Lubuklinggau, Indonesia

Email: ¹yyupi0962@gmail.com, ^{2,*} andri.lubuklinggau@gmail.com, ³lukmanmmci@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: andri.lubuklinggau@gmail.com

Abstrak—Emas adalah logam mulia dengan nilai tinggi yang sering digunakan sebagai komoditas investasi karena kestabilan dan kecenderungan harganya yang terus meningkat dibandingkan aset lain, seperti saham. Dalam ekonomi global, emas juga menjadi bagian penting dari cadangan internasional di bank nasional. Namun, kesadaran masyarakat tentang keuntungan investasi emas masih rendah. Salah satu solusi untuk meningkatkan minat dan pemahaman investasi emas adalah dengan memprediksi harga emas menggunakan teknik peramalan yang akurat. Peramalan memanfaatkan data historis yang dianalisis untuk memproyeksikan tren di masa depan, menjadi komponen penting dalam pengambilan keputusan strategis. Penelitian ini menggunakan algoritma backpropagation dalam jaringan saraf tiruan untuk memprediksi harga emas. Algoritma ini dapat meminimalkan kesalahan (error) dalam proses pelatihan data, meningkatkan akurasi model, serta memberikan hasil yang lebih baik dalam klasifikasi prediksi. Selain itu, algoritma ini efisien dalam memproses data pelatihan dalam jumlah besar, sehingga menghasilkan model prediksi yang andal. Penelitian bertujuan mengevaluasi kinerja algoritma backpropagation dalam memprediksi harga emas, termasuk membandingkan akurasi dan korelasi prediksi dengan algoritma lainnya. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan model prediksi harga emas yang lebih akurat, mendukung pengambilan keputusan investasi, dan meningkatkan pemahaman masyarakat tentang manfaat investasi emas. Penelitian ini berhasil mengembangkan model Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk memprediksi harga emas berjangka berdasarkan data historis, meliputi fitur seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah, dan volume perdagangan. Model dilatih menggunakan algoritma Backpropagation untuk menangkap pola non-linier dalam data yang kompleks. Hasil penelitian mencakup tiga aspek utama Preprocessing Data, Data berhasil diproses secara efektif, termasuk konversi nilai ke format numerik dan normalisasi fitur untuk mempercepat konvergensi model. Pelatihan Model, Model dilatih menggunakan 80% data pelatihan dan diuji dengan 20% data pengujian. Monitoring train loss dan validation loss menunjukkan model belajar dengan baik, meskipun terdapat indikasi risiko overfitting. Evaluasi dan Prediksi, Model mampu memprediksi harga emas dengan akurasi yang baik pada data pengujian. Metrik evaluasi seperti MAE (Mean Absolute Error) menunjukkan hasil prediksi cukup dekat dengan nilai sebenarnya, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan kinerja yang memuaskan dalam memprediksi harga emas jangka pendek dan dapat digunakan sebagai alat bantu dalam analisis harga emas berbasis data historis.

Kata Kunci: Prediksi; Harga Emas; Backpropagation

Abstract—Gold is a precious metal with high value that is often used as an investment commodity due to its stability and tendency to increase in price compared to other assets, such as stocks. In the global economy, gold is also an important part of international reserves in national banks. However, public awareness of the benefits of gold investment remains low. One solution to increase interest and understanding of gold investment is to predict gold prices using accurate forecasting techniques. Forecasting utilizes historical data that is analyzed to project future trends, making it an important component in strategic decision-making. This study uses the backpropagation algorithm in artificial neural networks to predict gold prices. This algorithm minimizes errors in the data training process, improves model accuracy, and provides better results in prediction classification. Additionally, this algorithm is efficient in processing large amounts of training data, resulting in a reliable prediction model. The study aims to evaluate the performance of the backpropagation algorithm in predicting gold prices, including comparing the accuracy and correlation of predictions with other algorithms. The results of the study are expected to contribute to the development of a more accurate gold price prediction model, support investment decision-making, and increase public understanding of the benefits of investing in gold. This study successfully developed an Artificial Neural Network (ANN) model to predict gold futures prices based on historical data, including features such as opening price, high, low, and trading volume. The model was trained using the Backpropagation algorithm to capture non-linear patterns in complex data. The research results encompass three main aspects: Data Preprocessing, where data was effectively processed, including converting values to numerical format and normalizing features to accelerate model convergence; Model Training, where the model was trained using 80% of the training data and tested with 20% of the testing data; Monitoring train loss and validation loss shows that the model is learning well, although there are indications of overfitting risk. Evaluation and Prediction: The model is able to predict gold prices with good accuracy on the test data. Evaluation metrics such as MAE (Mean Absolute Error) show that the prediction results are quite close to the actual values, although there is still room for improvement. Overall, this model demonstrates satisfactory performance in predicting short-term gold prices and can be used as a tool in gold price analysis based on historical data.

Keywords: Prediction; Gold Price; Backpropagation

1. PENDAHULUAN

Di era globalisasi, pengembangan sistem informasi meningkat dengan cepat. Perkembangan dan canggihnya sistem informasi dapat terlihat dengan meningkatnya para penggunaan komputer di berbagai bidang kehidupan manusia, misalnya di bidang pendidikan, kesehatan, hiburan. Terlebih lagi pada bidang bisnis yang semuanya dituntut untuk menggunakan sistem informasi. Penerapan sistem informasi dalam dunia bisnis penjualan produk dapat membantu para penggunanya dalam menghasilkan data-data yang valid untuk mendukung proses bisnisnya.

Emas merupakan logam mulia dan juga komoditas utama untuk investor dengan tujuan keuangan. Dan dalam ekonomi global, emas merupakan bagian dari cadangan internasional di sebagian besar bank nasional. Emas juga merupakan sebuah aset yang memiliki nilai tinggi dan naik setiap saat harganya, berbeda dengan saham, yang nilainya



naik turun tergantung dengan keadaan pasar, inilah point pentingnya dalam berinvestasi emas. Tetapi kebanyakan orang tidak memilih investasi emas, tanpa tau keuntungan dalam berinvestasi emas. Investasi merupakan penanaman modal jangka panjang dengan harapan mendapatkan keuntungan kedepannya. Dari kondisi tersebut, muncul gagasan untuk memprediksi harga emas yang diminati oleh banyak investor. Investasi merupakan penanaman modal jangka panjang dengan harapan mendapatkan keuntungan kedepannya [1]. *Forecasting* (peramalan) merupakan cara untuk memprediksikan pengaruh kondisi dan situasi yang berlaku terhadap perkembangan pada masa yang akan datang. *Forecasting* (peramalan) pada umumnya merupakan sebuah perkiraan, namun dengan memanfaatkan metode-metode tertentu peramalan bukan hanya sekedar perkiraan. Selain itu, *forecasting* (peramalan) adalah proses untuk memperkirakan beberapa kebutuhan dimasa datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu, dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa. Sedangkan menurut Subagyo *forecasting* atau pendugaan bertujuan untuk memperoleh ramalan atau prediksi dimasa mendatang dengan tepat yang dilihat berdasarkan nilai kesalahan ramalannya (*forecast error*) dengan menghitung besarnya nilai *MAD* (*Mean Absolute Deviation*), *MSD* (*Mean Squared Deviation*), dan *MAPE* (*Mean Absolute Percentage Error*). Teknik *forecasting* dibagi menjadi dua jenis yaitu berdasarkan pendapat (*Judgement Method*) dan berdasarkan perhitungan (*Statistical Method*). Beberapa fungsi adanya *forecasting* yaitu keuangan perusahaan menjadi stabil, perusahaan memiliki acuan untuk setiap kebijakan dengan tujuan perusahaan, serta memberikan solusi strategis jika ada masalah di masa depan yang berhubungan dengan bisnis[2].

Peramalan adalah salah satu faktor yang sangat penting dalam proses pengambilan keputusan. Peramalan yang dibuat umumnya berdasarkan pada masa lalu yang kemudian dianalisis menggunakan metode tertentu. Data masa lalu dikumpulkan, diteliti, dianalisis, dan dikaitkan dengan perjalanan waktu, karena adanya faktor waktu tersebut, maka data hasil analisis itu dapat meramalkan sesuatu yang akan terjadi pada waktu yang akan datang. Peramalan juga merupakan sebuah solusi untuk mengetahui produksi penjualan dan memprediksi harga suatu komoditas kedepannya. Peramalan dibuat oleh perusahaan untuk menetapkan strategi dalam mencapai tujuan perusahaan serta memperkirakan produksi penjualan pada beberapa waktu. Metode peramalan adalah suatu teknik dalam mengidentifikasi suatu model. Model ini digunakan untuk meramalkan suatu keadaan dalam jangka panjang maupun pendek.

Jaringan saraf tiruan merupakan pemodelan data yang bisa dan mumpuni untuk mewakili serta menangkap hubungan masukan dan keluaran dengan tingkat kompleks dikarenakan cara kerjanya untuk memecahkan masalah yang relatif mudah diimplementasikan, daya tahan juga sifatnya yang cepat untuk memasukkan data serta eksekusi data, dan persiapan awal sistem yang rumit [3]. Algoritma *backpropagation* merupakan salah satu algoritma di dalam Jaringan saraf tiruan dengan menjadi cara kerja pembelajaran yang terawasi (*supervised learning*). Selain itu, algoritma *backpropagation* juga merupakan sistem pembelajaran yang dikembangkan dari aturan *perceptron* [4]. Tujuan umum yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah untuk memprediksi harga emas dengan menggunakan Algoritma *Backpropagation* sehingga bisa mengetahui harga emas di tahun berikutnya. Hasil analisisnya diharapkan dapat membantu investor untuk memilih waktu yang tepat apabila ingin membeli atau menjual emas sehingga dapat meminimalisir resiko kerugian dari investasi logam mulia ini [5].

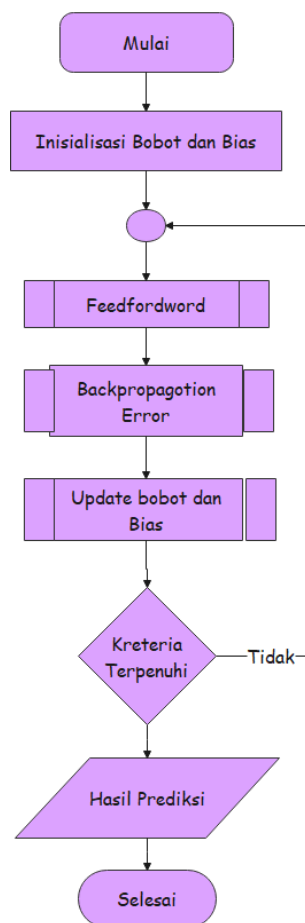
Data mining merupakan sebuah proses menggunakan satu atau lebih teknik pembelajaran yang berbasis komputer untuk menganalisis dan mengumpulkan informasi secara otomatis. Data mining sering disebut sebagai *Knowledge Discovery in Database* (KDD). KDD adalah proyek yang terdiri dari rangkaian data historis, kumpulan data, dan agregasi hubungan multimedia [6].

Dalam penelitian ini digunakan Metode *backpropagation* disebut algoritma yang bisa memperkecil nilai *error* atau *loss* sehingga membuat akurasi model lebih tinggi dan bisa memprediksi lebih akurat. Sedangkan algoritma *backpropagation* yang bisa memproses data *training* dalam jumlah banyak secara efisien, dapat menghasilkan nilai *error* yang lebih rendah karena merupakan algoritma *ensemble learning* serta dapat memberikan hasil yang bagus dalam klasifikasi prediksi harga emas yang diharapkan bisa membuat model yang akurat dalam memprediksi kesuksesan sebuah prediksi harga emas [7]. Di tengah kondisi ekonomi yang sering bergejolak, Logam Mulia atau emas batangan dapat dijadikan salah satu produk investasi (walaupun memang emas juga terkadang bergejolak). Keuntungan investasi pada Logam Mulia adalah selain dapat mendapatkan keuntungan melalui kenaikan harga, emas batangan ini pun termasuk sangat *Liquid/cair*, karena kita tidak akan kesulitan untuk menjualnya (tidak seperti investasi tanah atau rumah). Harga emas setiap hari akan mengalami perubahan, sama halnya dengan kondisi harga saham atau harga nilai tukar rupiah. Hal inilah yang mendasari peneliti melakukan prediksi harga emas, dengan menggunakan tiga algoritma. Dari ketiga algoritma tersebut akan dilihat bagaimana hasil prediksinya. Dengan membandingkan tingkat akurasi dan korelasi dari tiap-tiap algoritma [8]. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui hasil prediksi dari algoritma *backpropagation*, Manfaat dari penelitian, yaitu mengetahui tingkat keakuratan algoritma tersebut dalam memprediksi harga emas.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Adapun tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1, dimana setiap proses aliran data dibuat secara berurutan dari awal sampai selesai:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2 Metode Penelitian

Pada penelitian ini, penulis menggunakan teknik kuantitatif. Teknik kuantitatif adalah teknik peramalan yang berdasarkan pada masa lalu (data historis). Bila dilihat dari sumber datanya, maka pengumpulan data dapat menggunakan sumber *primer* dan *sekunder*. Sumber *primer* adalah sumber data yang langsung memberikan data kepada pengumpul data, dan sumber *sekunder* adalah sumber yang tidak langsung memberikan data pada pengumpul data, misalnya lewat orang lain atau lewat dokumen [9]

a. Data Primer

Penulis mengumpulkan data secara langsung dari objek yang diteliti. Adapun cara-cara yang dipakai untuk mengumpulkan data tersebut sebagai berikut:

1. Metode Observasi

Metode observasi yang dilakukan dalam penelitian ini adalah pengamatan dalam pengambilan data harga emas dengan melakukan pengamatan secara langsung padadata public.

2. Metode Wawancara

Metode wawancara dilaksanakan dalam penelitian ini sebagai salah satu teknik pengumpulan data dengan mengadakan wawancara atau tanya jawab secara langsung dengan mengenai data harga emas, sejarah perusahaan, dan data-data pendukung lainnya.

3. Metode Dokumentasi

Metode dokumentasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan mencari dokumen-dokumen seperti struktur organisasi, berkas-berkas yang ada hubungannya dengan pembahasan serta sumber data yang berasal dari bukti catatan yang telah diarsipkan (data dokumenter) baik yang dipublikasikan dan yang tidak dipublikasikan [10].

b. Data Sekunder

Data sekunder dalam penelitian ini selain dari data penjualan yang didapatkan, digunakannya berupa teori-teori yang didapat penulis selama ini, baik dari bahan-bahan kuliah, pedoman-pedoman referensi yang relevan, serta dari hasil penjelajahan di internet yang berhubungan dengan penelitian ini.

2.3 Metode Analisa

Dalam penelitian ini metode yang dilakukan menggunakan Pendekatanjaringan saraf tiruan dapat meniruperilaku yang kompleks dannon –linear melalui neuron, dan telah banyak digunakan dalamprediksi. Modelyangpaling banyak



digunakan pada kecerdasan buatan adalah model backpropagation. Ciri khas *backpropagation* melibatkan tiga lapisan: lapisan input, dimana data diperkenalkan ke jaringan; hidden layer, dimana data diproses; dan lapisan output, di mana hasil dari masukan yang diberikan oleh lapisan input.

Algoritma *backpropagation* disebut algoritma yang bisa memperkecil nilai *error* atau *loss* sehingga membuat akurasi model lebih tinggi dan bisa memprediksi lebih akurat. Pada algoritma *backpropagation* dalam penyelesaian masalah terdapat beberapa langkah-langkah yang digunakan sebagai berikut : Tahap 0 : Memberikan nilai pertama pada bobot yang dilakukan secara acak dan memperhatikan *learning rate*. Tahap 1 : Ketika error yang ditemukan belum mencapai batas yang ditentukan maka lanjut langkah berikut:

a. Tahap Feedforward

Neuron input x_i dengan $i = 1,2,3...n$ mendapatkan x_i lalu diteruskan ke setiap neuron lapisan tersembunyi. Neuron lapisan tersembunyi Z_j dengan $j = 1,2,3 \dots p$ menjumlahkan input yang berbobot.

$$z_{ink} = V0j + \sum_{i=1}^n 1x_iW_{ij} \tag{1}$$

Hitunglah sinyal *output* lapisan tersembunyi ketika memakai fungsi aktivasi:

$$z_j = \frac{1}{1+e^{-z_{inj}}} \tag{2}$$

Neuron output y_k dengan $k = 1,2,3,...m$ menjumlahkan input berbobot:

$$y_{ink} = V0k + \sum_{k=1}^p 1z_jW_{jk} \tag{3}$$

memakai fungsi aktivasi lalu hitung sinyal hasil pada lapisan hasil dengan persamaan:

$$y_k = \frac{1}{1+e^{-y_{ink}}} \tag{4}$$

b. Tahap Algoritma Backpropagation

Pada setiap neuron hasil y_k dengan $k = 1,2,3,...m$, menerima target pola hasil yang berhubungan dengan pola input dan pelatihan. Pada neuron lapisan tersembunyi Z_j dengan $j = 1,2,3,...p$ menjumlahkan factor delta di lapisan tersembunyi. Pada neuron hasil y_k dengan $k=1,2,3,...m$, mengupgrade bobot *hidden layer* menuju *output layer*

2.4 Metode Pengujian dan Pengolahan Data

2.4.1 Metode Pengujian

Pengujian yang dilakukan untuk memprediksi Harga Emas menggunakan metode Algoritma *backpropagation* yang membutuhkan data harga emas tahun 2023 dari data public. Dengan menggunakan metode ini selain dapat memprediksi jumlah harga emas juga dapat mengetahui nilai ukuran eror dari peramalan yang digunakan dengan menggunakan nilai MSE, RMSE, dan MAPE. Alat bantu yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Python*. Kemudian data tersebut diolah menggunakan pemrograman *python*.

Data tersebut akan digunakan untuk melakukan prediksi harga emas di tahun 2023. Evaluasi hasil peramalan digunakan untuk mengetahui keakuratan hasil peramalan yang telah dilakukan terhadap data yang sebenarnya. Terdapat banyak metode untuk melakukan perhitungan kesalahan peramalan. Beberapa metode yang digunakan adalah [11]. Tiga ukuran yang paling terkenal adalah *Mean Absolute Deviation(MAD)*, *Mean Square Error (MSE)* dan *Mean Absolute Percent Error (MAPE)*.

a. ME (Mean Error)

$$ME = \frac{\sum A_t - F_t}{n} \tag{5}$$

b. MAD (Mean Absolute Deviation)

$$MAD = \frac{\sum |A_t - F_t|}{n} \tag{6}$$

c. MSE (Mean Square Error)

$$MSE = \frac{\sum [A_t - F_t]^2}{n} \tag{7}$$

d. MAPE (Mean Absolute Percent Error)

$$MAPE = \frac{\sum \left[\frac{A_t - F_t}{A_t} \right] \times 100\%}{n} \tag{8}$$

Terdapat 4 kategori nilai MAPE yang dapat diinterpretasikan seperti pada tabel 1 berikut ini:

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
MAPE < 10%	Kemampuan model peramalan sangat baik



Nilai MAPE	Kriteria
$10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$	Kemampuan model peramalan baik
$20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$	Kemampuan model peramalan layak
$\text{MAPE} \geq 50\%$	Kemampuan model peramalan buruk

Dari Tabel 1 tentang kriteria nilai MAPE maka dapat dijelaskan bahwa semakin kecil nilai MAPE maka akan semakin kecil kesalahan hasil pendugaan, sebaliknya apabila semakin besar nilai MAPE maka akan semakin besarkesalahan hasil pendugaan. Hasil suatu metode pendugaan mempunyai kemampuan peramalan sangat baik jika nilai $\text{MAPE} < 10\%$ dan mempunyai kemampuan pendugaan baik jika nilai MAPE diantara 10% dan 20% .

2.4.2 Metode Pengolahan Data

a. Knowledge Discovery in Database(KDD)

Knowledge Discovery in Databases (KDD) dapat digambarkan sebagai prediksi penjualan Emas menggunakan data time series dengan Algoritma *backpropagation*. Wawancara merupakan cara pengumpulan data yang dilakukan melalui percakapan antara peneliti (orang yang ditugasi) dengan subjek penelitian atau responden atau sumber data. Atribut yang digunakan adalah dataset harga emas pada tahun 2024 sampai dengan tahun 2025 [12]. Database harga emas dapat dilihat pada tabel 2 berikut ini :

Tabel 2. Data Base Harga Emas

Tanggal	Terakhir	Pembukaan	Tertinggi	Terendah	Vol.	Perubahan%
7/1/2025	2.663,14	2.645,20	2.678,31	2.643,64	99,46K	0,59%
6/1/2025	2.647,40	2.652,80	2.663,80	2.624,60	169,92K	-0,27%
3/1/2025	2.654,70	2.671,10	2.681,00	2.649,70	121,17K	-0,54%
2/1/2025	2.669,00	2.641,00	2.674,20	2.636,10	144,52K	1,06%
31/12/2024	2.641,00	2.620,00	2.642,00	2.614,30	86,29K	0,87%
30/12/2024	2.618,10	2.636,10	2.640,70	2.608,40	110,92K	-0,01%
27/12/2024	2.618,40	2.639,70	2.639,70	2.612,10	0,64K	-0,83%
26/12/2024	2.640,30	2.623,30	2.642,40	2.622,80	1,40K	0,67%
24/12/2024	2.622,80	2.616,50	2.622,70	2.612,50	0,42K	0,28%
23/12/2024	2.615,50	2.627,30	2.632,90	2.610,20	0,56K	-0,65%
20/12/2024	2.632,50	2.597,70	2.640,70	2.595,70	0,51K	1,41%
19/12/2024	2.596,00	2.586,00	2.625,00	2.585,90	0,90K	-1,70%
18/12/2024	2.640,80	2.651,20	2.654,30	2.587,20	0,88K	-0,33%
17/12/2024	2.649,60	2.657,20	2.662,50	2.634,30	0,63K	-0,28%
16/12/2024	2.657,00	2.654,60	2.669,70	2.648,30	1,41K	-0,20%
13/12/2024	2.662,40	2.690,20	2.702,10	2.650,60	1,07K	-1,21%
12/12/2024	2.695,10	2.737,80	2.743,50	2.683,30	1,69K	-1,69%
11/12/2024	2.741,50	2.708,80	2.743,80	2.700,30	3,82K	1,33%
10/12/2024	2.705,60	2.669,80	2.708,80	2.669,80	1,41K	1,21%
...
5/1/2024	2.049,80	2.051,40	2.071,10	2.030,80	214,68K	-0,01%
4/1/2024	2.050,00	2.049,30	2.058,10	2.043,30	130,26K	0,35%
3/1/2024	2.042,80	2.067,90	2.074,30	2.038,30	221,68K	-1,48%
2/1/2024	2.073,40	2.072,70	2.088,10	2.064,30	157,56K	0,08%

Selanjutnya data harga emas ini ada di olah dengan beberapa tahapan sebagai berikut :

1. Data Selection (seleksi data)

Data yang akan diolah yaitu data penjualan emas di Investing.com berupa data penjualan dari tahun 2024 sd 2025. Pemilihan data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses data *mining*.

2. Pre-processing/cleaning (pembersihan data)

Sebelum proses data *mining* dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses cleaning pada data yang menjadi fokus KDD. Proses cleaning mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data.

3. Transformation (pengubah data) :Transformation adalah mengubah data kedalam bentuk yang sesuai untuk ditambang.

4. Data Mining (penambangan data) : Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu.

5. Interpretasi/Evaluasi : Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Seperti menggunakan visualisasi atau tampilan yang dapat menjelaskan luaran sistem data *mining* adalah kegiatan menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar, data dapat disimpan dalam database, data warehouse, atau penyimpanan informasi lainnya.



b. Penerapan Algoritma Backpropagation

Arsitektur dari jaringan syaraf tiruan yang mempunyai tiga layer atau multi layer disebut *backpropagation*. Pelatihan *Backpropagation* meliputi 3 fase. Fase pertama adalah fase maju (Propagasi Maju) :Selama propagasi maju, sinyal masukan ($=X_i$) dipropagasikan ke layar tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Keluaran dari setiap unit layar tersembunyi ($=Z_j$) tersebut selanjutnya dipropagasikan maju lagi ke layar tersembunyi di atasnya menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Demikian seterusnya hingga menghasilkan keluaran jaringan ($=y_k$). Berikutnya, keluaran jaringan ($=y_k$) dibandingkan dengan target yang harus dicapai ($= t_k$). Selisih $t_k - y_k$ adalah kesalahan yang terjadi. Jika kesalahan ini lebih kecil dari batas toleransi yang ditentukan, maka iterasi dihentikan. Akan tetapi apabila kesalahan masih lebih besar dari batas toleransinya, maka bobot setiap garis dalam jaringan akan dimodifikasi untuk mengurangi kesalahan yang terjadi. Pola masukan dihitung maju mulai dari layar masukan hingga layar keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.

Fase kedua adalah fase mundur (Propagasi Mundur) : Berdasarkan kesalahan $t_k - y_k$, dihitung faktor δ_k ($k = 1,2,\dots, m$) yang dipakai untuk mendistribusikan kesalahan di unit y_k ke semua unit tersembunyi yang terhubung langsung dengan y_k . δ_k juga dipakai untuk mengubah bobot garis yang berhubungan langsung dengan unit keluaran. Dengan cara yang sama, dihitung faktor δ di setiap unit di layar tersembunyi sebagai dasar perubahan bobot semua garis yang berasal dari unit tersembunyi di layar di bawahnya. Demikian seterusnya hingga semua faktor δ di unit tersembunyi yang berhubungan langsung dengan unit masukan dihitung. Selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layar keluaran.

Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi [13]. Fase ini merupakan kombinasi fase 1 dan 2 (Perubahan Bobot) : Setelah semua faktor δ dihitung, bobot semua garis dimodifikasi bersamaan. Perubahan bobot suatu garis didasarkan atas faktor δ neuron di layar atasnya. Sebagai contoh, perubahan bobot garis yang menuju ke layar keluaran didasarkan atas δ_k yang ada di unit keluaran. Ketiga fase tersebut diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Umumnya kondisi penghentian yang sering dipakai adalah jumlah iterasi atau kesalahan. Iterasi akan dihentikan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan, atau jika kesalahan yang terjadi sudah lebih kecil dari batas toleransi yang diijinkan [14].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

3.1.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah langkah pertama yang sangat penting dalam membangun sebuah prediksi harga emas. Data yang perlu dikumpulkan mencakupi informasi tanggal, harga terakhir, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, vol dan perubahan. Gambar 2 adalah hasil scrapping dari situs investing.com dan diambil harga emas perhari selama 2 tahun terakhir.

	Tanggal	Terakhir	Pembukaan	Tertinggi	Terendah	Vol.	Perubahan%
0	07/01/2025	2.663,14	2.645,20	2.678,31	2.643,64	99,46K	0,59%
1	06/01/2025	2.647,40	2.652,80	2.663,80	2.624,60	169,92K	-0,27%
2	03/01/2025	2.654,70	2.671,10	2.681,00	2.649,70	121,17K	-0,54%
3	02/01/2025	2.669,00	2.641,00	2.674,20	2.636,10	144,52K	1,06%
4	31/12/2024	2.641,00	2.620,00	2.642,00	2.614,30	86,29K	0,87%

Gambar 2. Hasil Scrapping Data Set Harga Emas

Setelah data terkumpul, proses berikutnya melakukan pembersihan data dan normalisasi data. Gambar 3 adalah proses pembersihan dan normalis.

```

Beberapa baris pertama dari data:
  Tanggal  Terakhir  Pembukaan  Tertinggi  Terendah  Vol.  Perubahan%
0 07/01/2025  2.663,14  2.645,20  2.678,31  2.643,64  99,46K  0,59%
1 06/01/2025  2.647,40  2.652,80  2.663,80  2.624,60  169,92K  -0,27%
2 03/01/2025  2.654,70  2.671,10  2.681,00  2.649,70  121,17K  -0,54%
3 02/01/2025  2.669,00  2.641,00  2.674,20  2.636,10  144,52K  1,06%
4 31/12/2024  2.641,00  2.620,00  2.642,00  2.614,30  86,29K  0,87%

Jumlah nilai yang hilang per kolom:
Tanggal      0
Terakhir     0
Pembukaan    0
Tertinggi    0
Terendah     0
Vol.         2
Perubahan%  0
dtype: int64

Statistik Deskriptif Setelah Konversi:
  count  Terakhir  Pembukaan  Tertinggi  Terendah  Vol.
count  261.000000  261.000000  261.000000  261.000000  2.590000e+02
mean    2.396835   2.395923   2.413238   2.379884   9.516394e+06
std     0.225011   0.224782   0.226236   0.222308   1.143155e+07
min     1.994700   1.994900   1.998700   1.987200   2.200000e+04
25%    2.296900   2.290000   2.310000   2.275100   8.500000e+04
50%    2.385800   2.386900   2.402100   2.367300   4.910000e+05
75%    2.618100   2.616500   2.633400   2.605300   1.999000e+07
max     2.800800   2.799100   2.801800   2.782400   3.917500e+07

Jumlah NaN pada fitur input: 2
Jumlah NaN pada target output: 0
    
```

Gambar 3. Hasil Pembersihan Dan Normalisasi Data



3.1.2 Pembagian Data Uji Dan Latih

Tahap selanjutnya adalah membagi data menjadi data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data), hasil dari pembagian ini bisa diperiksa untuk memastikan distribusi yang benar antara keduanya. Pada langkah ini, kita menggunakan fungsi `train_test_split` dari `sklearn` untuk membagi data. Gambar 4 adalah proses pembagian data uji dan data pada data set.

```
Ukuran data pelatihan (X_train, y_train): (208, 4), (208,)
Ukuran data pengujian (X_test, y_test): (53, 4), (53,)

Data pelatihan (X_train, y_train):
[[2.13504103e-01 2.54389242e-01 2.18812877e-01 9.94713049e-01]
 [8.40835613e-01 8.38874362e-01 8.37650905e-01 3.06489924e-04]
 [9.23775180e-01 9.27406301e-01 8.75377264e-01 3.75450157e-03]
 [8.48047749e-01 8.73863778e-01 8.67328974e-01 1.27704135e-04]
 [7.27430987e-02 7.98157141e-02 5.08048290e-02 7.27990192e-01]] [[2.1855 2.6581 2.6951 2.6955 2.0302]

Data pengujian (X_test, y_test):
[[8.18950510e-01 8.43979579e-01 8.35513078e-01 4.75263709e-01]
 [3.87217110e-01 4.24106587e-01 4.00653924e-01 5.10816540e-04]
 [4.06739617e-01 4.12028390e-01 4.07696177e-01 5.47774117e-01]
 [7.80402885e-01 7.93176441e-01 7.89989940e-01 2.16586213e-02]
 [4.82591395e-01 4.81882705e-01 4.28697183e-01 6.98388374e-01]] [[2.6749 2.337 2.3223 2.6286 2.3372]
```

Gambar 4. Hasil Pembagian Data Uji Dan Data Latih

3.1.3 Membangun dan Melatih Model

Langkah berikutnya adalah membangun dan melatih model Jaringan Saraf Tiruan (JST). Dalam tahap ini, kita akan menggunakan frame work Tensor Flow dan Keras untuk membangun model dengan Algoritma Backpropagation. Adapun gambar frame worknya dapat dilihat pada gambar 5 berikut ini:

Model: "sequential_1"

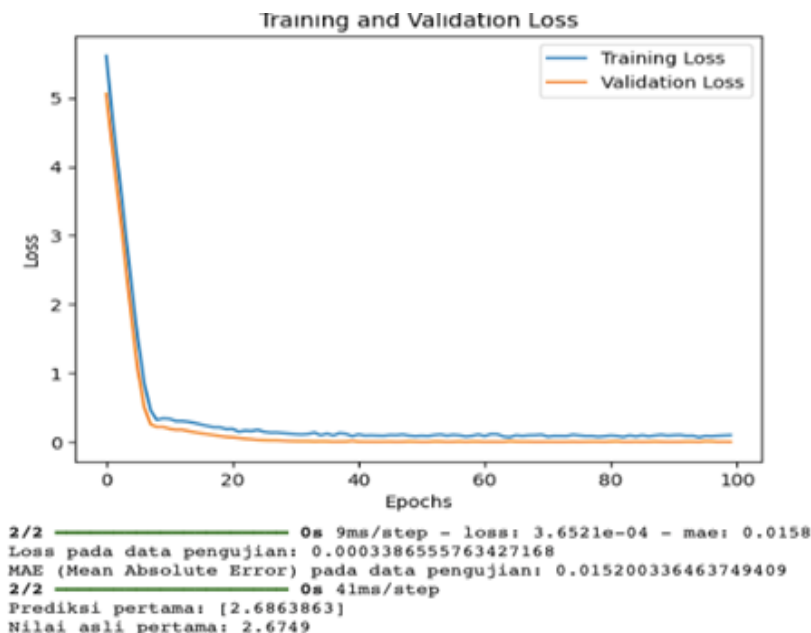
Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_3 (Dense)	(None, 64)	320
dense_4 (Dense)	(None, 32)	2,080
dropout_1 (Dropout)	(None, 32)	0
dense_5 (Dense)	(None, 1)	33

Total params: 2,433 (9.50 KB)
 Trainable params: 2,433 (9.50 KB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 5. Membangun Dan Melatih Model

3.1.4 Visualisasi Loss Selama pelatih

Untuk menampilkan grafik **loss** selama pelatihan model, kita akan memanfaatkan data yang tersimpan dalam **history** dari proses pelatihan. Objek history ini menyimpan berbagai metrik, termasuk loss dan validation loss, yang bisa kita plot untuk melihat bagaimana performa model berkembang dari epoch ke epoch. Gambar visualisasinya dapat dilihat pada Gambar 6 dibawah ini:

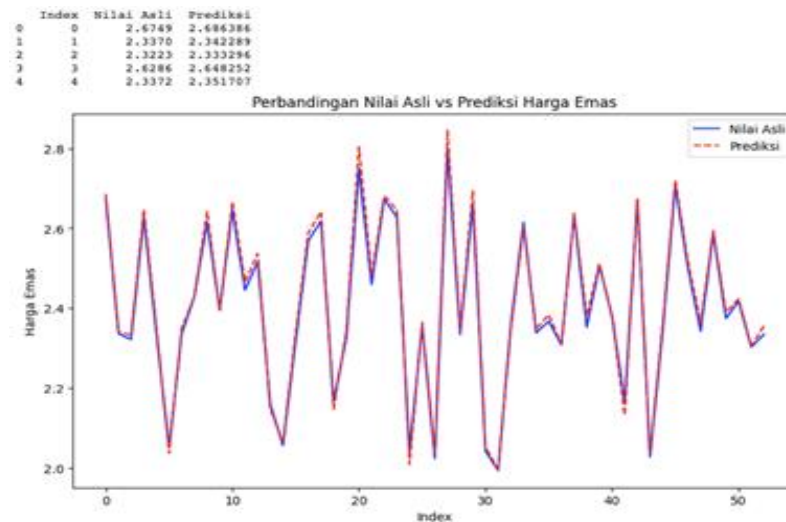


Gambar 6. Visualisasi Los Selama Pelatihan



3.1.5 Hasil Prediksi

Tahap selanjutnya untuk memvisualisasikan perbandingan antara nilai asli (harga emas yang sebenarnya) dengan harga emas yang diprediksi oleh model. Gambar hasil perbandingan dapat dilihat pada gambar 7 dibawah ini:



Gambar 7. Perbandingan Nilai Asli Vs Prediksi

3.2 Pembahasan

Pada penelitian ini, kita menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma Backpropagation untuk memprediksi harga emas berjangka. Secara umum, tujuan kita adalah memprediksi harga emas berdasarkan data historis yang mencakup fitur-fitur seperti pembukaan, tertinggi, terendah, dan volume perdagangan. Adapun prosesnya sebagai berikut:

- a. Pengumpulan Data: Data yang digunakan berasal dari file CSV yang berisi informasi historis mengenai harga emas berjangka. Setiap baris mencakup informasi tentang harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, volume perdagangan, dan harga penutupan (harga terakhir) untuk periode tertentu. Kolom-kolom yang digunakan untuk prediksi adalah:
 1. Pembukaan (Opening): Harga emas pada saat pasar dibuka.
 2. Tertinggi (Highest): Harga tertinggi yang tercatat selama periode tersebut.
 3. Terendah (Lowest): Harga terendah yang tercatat selama periode tersebut.
 4. Volume (Volume): Volume perdagangan emas selama periode tersebut.
 5. Terakhir (Closing) adalah target yang ingin kita prediksi.
- b. *Preprocessing Data* : Sebelum menggunakan data untuk melatih model, beberapa langkah preprocessing dilakukan:
 1. Konversi Nilai dengan Notasi Singkatan: Nilai seperti 'K' (ribuan), 'M' (juta), dan 'B' (miliar) yang digunakan dalam data untuk volume atau harga diproses dan dikonversi menjadi angka yang sesuai.
 2. Mengatasi Nilai yang Hilang: Data yang memiliki nilai hilang (NaN) diperbaiki dengan mengganti nilai tersebut menjadi angka 0 menggunakan fungsi `np.nan_to_num`.
 3. Normalisasi Data: Untuk mempercepat konversi model, fitur-fitur input dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler*, yang mengubah nilai fitur kedalam rentang.
- c. Pembagian Data : Data di bagi menjadi dua bagian:
 1. Data Pelatihan (Training Data): 80% dari data digunakan untuk melatih model.
 2. Data Pengujian (Testing Data): 20% dari data digunakan untuk menguji performa model.
 Pembagian ini memastikan bahwa model dapat dilatih menggunakan sebagian besar data dan diuji pada data yang tidak terlihat sebelumnya untuk menilai kemampuan generalisasinya [15], [16].
- d. Membangun Model JST: Model yang digunakan dalam proyek ini adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan struktur berikut:
 1. Lapisan Input: Menyesuaikan dengan jumlah fitur yang digunakan dalam data (4 fitur: Pembukaan, Tertinggi, Terendah, Volume).
 2. Lapisan Tersembunyi: Dua lapisan tersembunyi dengan 64 dan 32 neuron, masing-masing menggunakan fungsi aktivasi ReLU.
 3. Lapisan Output: Satu neuron dengan fungsi aktivasi linear untuk memprediksi harga emas yang terakhir. Model menggunakan algoritma optimasi Adam dan Mean Squared Error (MSE) sebagai fungsi loss karena ini adalah masalah regresi.
- e. Melatih Model: Model dilatih selama 100 epoch menggunakan batch size sebesar 32. Proses pelatihan melibatkan dua metrik yang dipantau:
 1. Loss: Metrik untuk mengukur kesalahan model, dengan tujuan agar nilainya semakin kecil selama pelatihan.



2. Mean Absolute Error (MAE): Metrik yang mengukur rata-rata kesalahan absolut antara harga emas yang diprediksi dan harga emas yang sebenarnya. Selama pelatihan, kita juga memonitor validation loss untuk memastikan bahwa model tidak mengalami overfitting, yaitu kondisi di mana model terlalu belajar dari data pelatihan dan tidak dapat menggeneralisasi dengan baik pada data yang tidak terlihat.
- f. Visualisasi Hasil Pelatihan: Grafik Loss selama pelatihan memperlihatkan bagaimana performa model berkembang:
 1. Train Loss: Menunjukkan bagaimana kesalahan pada data pelatihan berubah seiring bertambahnya epoch.
 2. Validation Loss: Menunjukkan bagaimana kesalahan pada data pengujian berubah seiring bertambahnya epoch.
 Idealnya, kita ingin melihat penurunan pada kedua metrik ini. Jika Validation Loss mulai meningkat setelah beberapa epoch, ini bisa menjadi tanda bahwa model mulai overfitting pada data pelatihan.
- g. Perbandingan Nilai Asli dan Harga Emas yang Diprediksi : Untuk mengevaluasi kualitas prediksi, kita membandingkan harga emas yang sebenarnya (y_{test}) dengan harga emas yang diprediksi oleh model (y_{pred}). Grafik perbandingan ini memungkinkan kita untuk visualisasi apakah model berhasil memprediksi harga emas dengan akurat.
 1. Harga Emas Asli (dari data pengujian) diplot dengan garis putus-putus.
 2. Harga Emas Prediksi (dari model) diplot dengan garis solid.
 Jika kedua garis berada sangat dekat, itu menunjukkan bahwa model memprediksi harga emas dengan baik. Sebaliknya, jika ada jarak yang signifikan antara keduanya, itu menunjukkan bahwa model perlu perbaikan.
- h. Evaluasi Model: Setelah melatih model, kita mengevaluasi performanya pada data pengujian menggunakan dua metrik:
 1. Loss: Menunjukkan seberapa baik model mengoptimalkan fungsi loss pada data pengujian.
 2. MAE: Menggambarkan rata-rata kesalahan absolut dalam prediksi harga emas.
 Sebagai contoh, jika model menghasilkan nilai MAE sebesar 8.22, itu berarti rata-rata kesalahan prediksi model adalah sekitar 8.22 unit dalam satuan harga emas [17], [18].

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun model Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk memprediksi harga emas berjangka berdasarkan data historis yang mencakup fitur-fitur seperti Pembukaan, Tertinggi, Terendah, dan Volume perdagangan. Dengan menggunakan algoritma Backpropagation untuk melatih model, kita dapat memanfaatkan kemampuan JST untuk menangkap pola non-linier dalam data yang kompleks. Hasil yang diperoleh untuk Data Preprocessing berhasil diproses dengan baik, mengonversi nilai-nilai dalam notasi singkatan menjadi angka numerik yang dapat dipahami oleh model. Selain itu, normalisasi fitur juga dilakukan untuk mempercepat konvergensi model. Sementara Model Training berhasil dilatih menggunakan 80% data pelatihan dan diuji dengan 20% data pengujian. Selama pelatihan, kita memonitor train loss dan validation loss, yang menunjukkan bahwa model belajar dengan baik, meskipun ada indikasi bahwa model bisa mengalami overfitting jika tidak diberi perhatian lebih lanjut. Untuk Prediksi dan Evaluasi harga emas yang dihasilkan oleh model dibandingkan dengan harga emas yang sebenarnya, dan hasilnya menunjukkan bahwa model dapat memprediksi harga emas dengan akurat pada data pengujian. Metrik MAE (Mean Absolute Error) dan Loss menunjukkan bahwa prediksi model cukup dekat dengan nilai sebenarnya, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan. Secara keseluruhan, model ini dapat digunakan untuk memperkirakan harga emas berdasarkan data historis, dengan hasil yang cukup memuaskan dalam konteks prediksi harga jangka pendek.

REFERENCES

- [1] S. Supriyanto, S. Sunardi, and I. Riadi, "Pengaruh Nilai Hidden layer dan Learning rate Terhadap Kecepatan Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 6, no. 1, p. 27, 2022, doi: 10.26798/jiko.v6i1.508.
- [2] D. K. Putri, R. Y. Wulandari, and Y. Elasari, "Upaya Peningkatan Kepuasan Pasien Di Ruang Penyakit Dalam Pria Rsud Pringsewu," *Majalah Cendekia Mengabdikan*, vol. 2, no. November, pp. 246–250, 2024, doi.org/10.63004/mcm.v2i4.464.
- [3] S. Suhartono, S. G. Zain, and A. Ardilla, "Detection of Vehicle Type and License Plate With Convolutional Neural Network Model Yolov7," *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 621–636, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.2.1430.
- [4] F. Jumrianti, S. Nugroho, and Y. Arief, "Hubungan Antara Kecanduan Smartphone Dengan Psychological Well-being Pada Remaja," *J. Islam. Contemp. Psychol.*, vol. 2, no. 1, pp. 49–57, 2022, doi: 10.25299/jicop.v2i1.10263.
- [5] I. D. Amalya, A. Rizqi, and F. A. Fadri, "The Relationship Between Smartphone Addiction and Loneliness Among Students," *Proc. ICECRS*, vol. 8, pp. 4–9, 2020, doi: 10.21070/icecrs2020421.
- [6] N. Rucita and D. Rahmasari, "Hubungan Antara Kesenian Dan Kontrol Diri Terhadap Remaja Yang Mengalami Smartphone Addict," *J. Penelit. Psikol.*, vol. 9, no. 3, pp. 29–35, 2022, doi: https://doi.org/10.26740/cjpp.v9i3.46647.
- [7] R. Ismayanti and D. F. Annisa, "Hubungan Self Esteem terhadap Kecanduan Smartphone Siswa Kelas VII di SMP Negeri 2 Cimahi," *J. Educ. Psychol.*, vol. 1, no. 1, p. 659, 2022.
- [8] N. Nafi'iyah, "Perbandingan Regresi Linear, Backpropagation Dan Fuzzy Mamdani Dalam Prediksi Harga Emas," *Semin. Nas. Inov. dan Apl. Teknol. di Ind.*, pp. 291–296, 2016.
- [9] M. Ibrahim and U. Latifa, "Penerapan Algoritma Yolov8 Dalam Deteksi Waktu Panen Tanaman Pakcoy Berbasis Website," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 4, pp. 2489–2495, 2024, Doi: 10.36040/jati.v7i4.7154.
- [10] R. Bahtiar, "Implementasi Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Kusen Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *J. Inform. MULTI*, vol. 1, no. 3, pp. 203–214, 2023.
- [11] E. Worabai, A. Hendi, and T. Hidayat, "Implementasi Metode Cluster Analysis K-Means dalam Segmentasi," *J. Ilm. Komputasi*, vol. 22, no. 3, pp. 441–448, 2023, Doi: 10.32409/jikstik.22.3.3493.



- [12] Amanda Pratiwi, Ananto Tri Sasongko, and D. K. Pramudito, "Analisis Prediksi Gilingan Plastik Terlaris Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor Di Cv Menembus Batas," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 5, no. 3, pp. 437–445, 2023, Doi: 10.51401/jinteks.v5i3.3323.
- [13] G. Gumilang and W.-F. Sinurat, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Konsumen Pengguna Jasa Transportasi Bus DAMRI (Survei Terhadap Pengguna Jasa Bus DAMRI Trayek Bandung-Lampung)," *J. Bisnis dan Pemasar.*, vol. 13, no. 1, pp. 36–45, 2023.
- [14] I. P. Putri, "Analisis Performa Metode K- Nearest Neighbor (KNN) dan Crossvalidation pada Data Penyakit Cardiovascular," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 21–28, 2021, Doi: 10.33096/ijodas.v2i1.25.
- [15] S. P. Dewi, N. Nurwati, and E. Rahayu, "Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 4, pp. 639–648, 2022, Doi: 10.47065/bits.v3i4.1408.
- [16] A. A. D. Halim and S. Anraeni, "Analisis Klasifikasi Dataset Citra Penyakit Pneumonia menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 01–12, 2021, doi: 10.33096/ijodas.v2i1.23.
- [17] R. M. Koretsky, "Python3," *Raspberry Pi OS Syst. Adm. with Syst. Python*, vol. 8, no. 1, pp. 175–305, 2023, Doi: 10.1201/b23421-3.
- [18] L. Suryadi, N. Ngajiyanto, N. E. Pratiwi, F. Ardhy, and P. Riswanto, "Penerapan Data Mining Prediksi Penjualan Mebel Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor(K-Nn) (Studi Kasus : Toko Zerita Meubel)," *JUSIM (Jurnal Sist. Inf. Musirawas)*, vol. 7, no. 2, pp. 174–184, 2022, doi: 10.32767/jusim.v7i2.1697.