



PREDIKSI HARGA EMAS MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION HYPERPARAMETER TUNING

Johan Prasetya^{1*}, Budi Santoso², Slamet Kacung³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Dr. Soetomo Surabaya

email: johanprasetya72@gmail.com^{1*}

Abstrak: Investasi emas terus menjadi pilihan utama karena nilai stabil dan kenaikannya yang konsisten. Namun, fluktuasi harga emas yang dipengaruhi berbagai faktor ekonomi seringkali menyulitkan investor dalam pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi harga emas menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma backpropagation. Variabel input yang digunakan meliputi nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS (KURS JISDOR), suku bunga acuan, dan inflasi, dengan data historis harian dari 2019 hingga 2025 sebanyak 1.633 sampel. Proses pelatihan dilakukan menggunakan MATLAB R2020a dengan normalisasi Min-Max, serta pembagian data menjadi data latih (70%), validasi (15%), dan uji (15%). Hyperparameter dioptimasi dengan metode Grid Search, menghasilkan arsitektur 3-8-1, learning rate 0,1, epoch 5000, dan minimum gradient $1e-6$. Model menghasilkan nilai MSE 0,00059982 dan koefisien korelasi (R) 0,99124, menunjukkan akurasi dan kemampuan generalisasi yang sangat baik. Hasil ini membuktikan bahwa JST dapat menjadi solusi efektif untuk memprediksi harga emas dan membantu investor merencanakan strategi investasi yang lebih bijak.

Kata Kunci : Jaringan Saraf Tiruan, Backpropagation, Prediksi Harga Emas, Grid Search.

PENDAHULUAN

Saat ini teknologi dan sistem informasi sudah sangat berkembang pesat. Kemajuan teknologi telah memungkinkan manusia untuk menggunakan peralatan teknologi dengan berbagai cara untuk menunjang produktivitas, karena semakin canggih dan mampu mendukung berbagai aktivitas[1]. Investasi adalah strategi ekonomi yang dilakukan oleh individu atau entitas dengan cara mengalokasikan sumber daya yang dimiliki, baik melalui keterlibatan langsung maupun tidak langsung, guna memperoleh imbal hasil atau keuntungan di masa depan.[2]. Salah satu jenis aset berinvestasi yang paling banyak menarik perhatian adalah emas, karena nilai emas di era modern sekarang.

Emas merupakan aset tidak bergerak yang memiliki nilai tinggi dan harganya cenderung naik, sehingga menjadi salah satu alasan penting untuk berinvestasi dalam emas[3]. Bank Negara Indonesia (BNI) juga menyatakan bahwa investasi emas Adalah salah satu alternatif investasi yang dinilai paling aman dibandingkan alat investasi lainnya karena investasi ini cenderung berisiko rendah dan mampu menahan kenaikan harga atau inflasi. Dari kondisi tersebut, muncul gagasan untuk memprediksi harga emas yang menarik bagi banyak investor[4].

Permasalahan dalam penelitian ini adalah kurangnya pengetahuan dan keterampilan masyarakat khususnya investor, dalam memprediksi harga emas seringkali menyebabkan investasi asal-asalan serta terjebak pada informasi palsu atau hoaks tentang harga emas, sehingga berpotensi mengalami kerugian. Hal ini dikarenakan masyarakat yang ingin berinvestasi tidak memiliki pemahaman yang baik tentang faktor-faktor yang mempengaruhi harga emas seperti inflasi. Nilai tukar dolar, penawaran dan permintaan, serta kebijakan ekonomi moneter. Oleh karena itu dibutuhkan sistem untuk memprediksi harga emas yang berguna untuk membantu masyarakat serta investor dalam mengambil keputusan berinvestasi.

Meskipun metode backpropagation telah terbukti efektif dalam memprediksi harga emas, penelitian-penelitian sebelumnya masih memiliki beberapa keterbatasan. Sebagian besar penelitian hanya menggunakan data historis tanpa melakukan optimasi hyperparameter secara sistematis dan tidak mempertimbangkan faktor-faktor ekonomi makro yang berpengaruh terhadap fluktuasi harga emas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan mengembangkan model prediksi harga emas menggunakan metode backpropagation yang dioptimalkan melalui tuning hyperparameter, serta melibatkan variabel ekonomi makro sebagai input dalam model.

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian Terdahulu

Merujuk pada penelitian yang berkaitan dengan prediksi maupun peramalan, hasil penelitian [5] menggunakan metode *backpropagation* dengan parameter data harga emas menggunakan Variabel yang menjadi input adalah open, high, low dari periode April 2019 sampai Maret 2022 mendapatkan nilai MSE terbaik yaitu 0.0034849.

Pada penelitian lainnya [6] harga emas yang diprediksi menggunakan metode LSTM dan GRU dengan 7 atribut, yaitu Date, Open, High, Low, Close, Volume, dan Currency. Hasil pengujian model LSTM terbaik menunjukkan nilai MAE sebesar 0,0389, RMSE sebesar 0,0475, dan MAPE sebesar 5,2047%. Sementara itu, model GRU terbaik yang diuji menghasilkan nilai MAE 0,0447, RMSE 0,0545, dan MAPE 6,0688%.

Pada penelitian lainnya [7] yaitu dengan menganalisis harga emas dunia menggunakan metode ANN algoritma *Backpropagation* menggunakan parameter awal learning rate, momentum dan training cycle mendapatkan nilai MSE



0.016269 dengan epoch 1000. Berdasarkan studi literatur diatas, dapat disimpulkan bahwa metode *backpropagation* merupakan metode yang cukup efektif untuk memprediksi harga emas

Data Mining

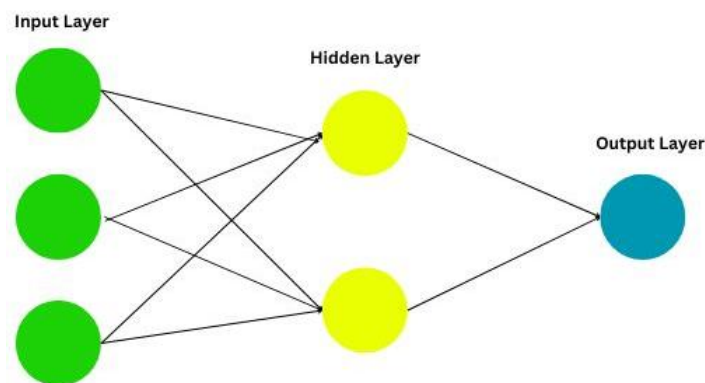
Sejak sekitar tahun 1990, data mining telah berkembang sebagai subdisiplin AI dalam analisis data statistik untuk ekstraksi pengetahuan dari database besar (KDD)[8]. Data mining melibatkan ekstraksi informasi struktural, statis, dan dinamis dari berbagai struktur data seperti jaringan sosial dan lalu lintas Internet. Proses ini menghasilkan pola data yang valid dan hubungan yang sebelumnya tidak diketahui, memberikan wawasan yang dapat digunakan untuk deskripsi, estimasi, prediksi, klasifikasi, pengkategorian, dan asosiasi data. Tahapan yang terlibat meliputi seleksi data, pre-processing untuk membersihkan dan memvalidasi data, transformasi untuk memformat data yang tepat, dan akhirnya aplikasi teknik data mining untuk menghasilkan informasi yang relevan dan bermanfaat[9].

Peramalan

Prediksi atau peramalan merupakan upaya untuk menentukan penjualan di masa mendatang serta mengidentifikasi potensi pasar yang dikuasai, yang berperan penting dalam perencanaan, pengambilan keputusan, dan manajemen risiko[10]. Prediksi menjadi bagian dari proses pengambilan keputusan, di mana permasalahan yang mungkin terjadi perlu dianalisis sebelum dilakukan peramalan. Dalam pengertian yang lebih spesifik, prediksi adalah pemikiran mengenai suatu besaran yang dalam praktiknya diwujudkan sebagai perkiraan menggunakan teknik tertentu. Berdasarkan Kamus Besar Bahasa Indonesia, prediksi merupakan hasil dari kegiatan memperkirakan, meramal, atau memprediksi nilai di masa depan berdasarkan data historis. Dengan menganalisis pola data sebelumnya secara ilmiah, prediksi dapat digunakan untuk memperkirakan kejadian yang akan datang. Model prediksi melibatkan pembuatan model yang memetakan variabel input terhadap nilai target, yang kemudian digunakan untuk memprediksi nilai target pada data baru yang ditemukan. Dengan demikian, prediksi dapat didefinisikan sebagai proses peramalan atau perkiraan keadaan di masa depan dengan menggunakan data historis untuk mengurangi tingkat kesalahan dalam estimasi.

Arsitektur dan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

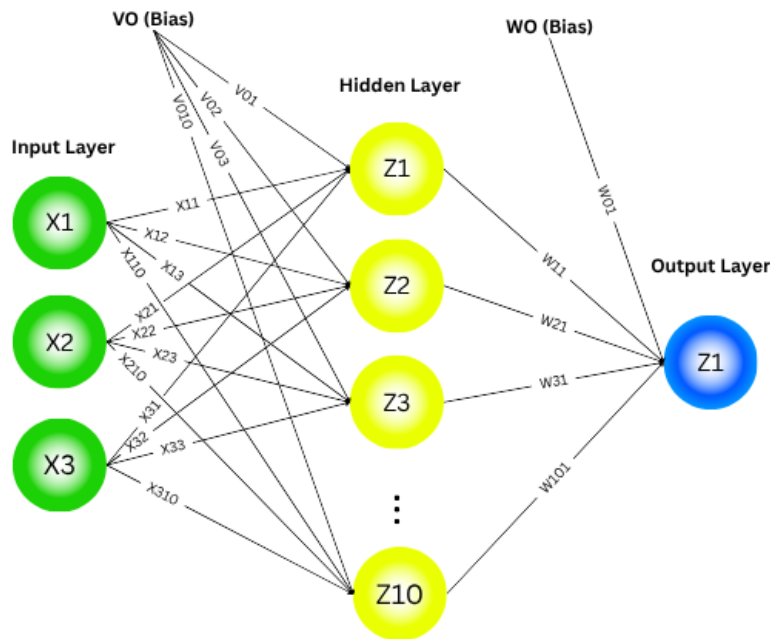
JST terdiri dari neuron yang dikelompokkan dalam beberapa lapisan, seperti jaringan lapis tunggal, jaringan multilapis, dan jaringan kompetitif. Jaringan lapis tunggal hanya memiliki satu tingkat bobot koneksi, sementara jaringan multilapis memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi yang meningkatkan kemampuan pemrosesan[11]. Jaringan kompetitif berbeda karena neuron-neuronnya bersaing untuk menjadi aktif. Setiap JST menggunakan fungsi aktivasi yang menentukan respons neuron terhadap input yang diterima, yang harus bersifat kontinu dan terdiferensiasi agar jaringan dapat berfungsi optimal. Pada Gambar 1, diperlihatkan desain arsitektur jaringan backpropagation yang terdiri dari lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output.



Gambar 1. JST Backpropagation

Salah satu metode pelatihan JST yang populer adalah Backpropagation, yang terdiri dari tiga tahapan utama: feedforward, di mana input diproses hingga menghasilkan output; backpropagation, yang menghitung error antara output dan target lalu menyebarkannya ke belakang untuk menyesuaikan bobot; serta pembaruan bobot, yang mengoptimalkan jaringan agar kesalahan semakin berkurang[12]. Proses ini diulang hingga jaringan mencapai akurasi yang diinginkan, sehingga dapat mengenali pola dengan lebih baik dan digunakan untuk berbagai tugas prediksi serta klasifikasi,

sepaimana ditunjukkan pada Gambar 2, yang mengilustrasikan arsitektur jaringan yang telah dirancang untuk mendukung proses pembelajaran dan pemrosesan data secara optimal[13].



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Backpropagation.

Langkah – langkah Algoritma penyelesaian algoritma *backpropagation* sebagai berikut[14]:

Langkah 1: Inisialisasi bobot dengan nilai acak yang relatif kecil

Langkah 2 :Selama kondisi berhenti salah, kerjakan langkah 3 sampai langkah 8

Feedforward (Propagasi Maju)

Langkah 3 : Sinyal masukan (x_i) diterima oleh setiap unit masukan ($x_i, i=1, \dots, n$) dan dikirimkan ke unit tersembunyi (lapisan tersembunyi)

Langkah 4: Setiap unit tersembunyi ($z_j, z=1, \dots, p$) menambahkan bobot sinyal masukan.

$$z_in_{jk} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

dengan mengimplementasikan fungsi aktivasi hitung:

$$z_j = f(z_in_j) \quad (2)$$

Sebagai contoh, sigmoid adalah fungsi aktivasi yang digunakan:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3)$$

dan menyampaikan isyarat ini ke semua unit yang terhubung ke unit keluaran.

Langkah 5: Setiap unit keluaran ($y_k, k=1, \dots, m$) menjumlahkan sinyal masukan berbobot

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j + w_{jk} \quad (4)$$

menggunakan fungsi aktivasi hitung:

$$y_k = f(y_in_k) \quad (5)$$

Backpropagation (Propagasi Mundur)

Langkah 6: Setiap unit hasil keluaran ($y_k, k=1, \dots, m$) menerima model pelatihannya sebagai input.

Kalkulasikan galat (error) informasinya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \quad (6)$$

menghitung koreksi bobotnya

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (7)$$

untuk memperbaharui W_{jk} menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaharui

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Langkah 7: Setiap unit tersembunyi ($z_j, z=1, \dots, p$) menambahkan delta masukannya (dari unit di lapisan atas).

$$\delta_{net_j} = \sum_k^m \delta_k w_{kj} \quad (8)$$

dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi error.

$$\delta_j = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \quad (9)$$

menghitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaharui v_{ij})

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$



dan menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaharui V_{0j})

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

Selanjutnya menghitung suku perubahan bobot menuju unit output

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (12)$$

Perubahan Bobot

Langkah 8 : pada tahap unit output y_k (dari unit ke-1 sampai unit ke-m) dilakukan peng-update-an bias dan bobot sehingga bias dan bobot yang baru menjadi [15]:

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (13)$$

Di lapisan tersembunyi, bias dan bobotnya juga diupdate

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (14)$$

Langkah 9: Tes kondisi berhenti.

Setelah menyelesaikan pelatihan, Anda akan dapat menggunakan jaringan tersebut Pengenalan pola. Dalam hal ini hanya propagasi maju (langkah 4 dan 5) Faktorsendiri digunakan untuk mengetahui kinerja jaringan. Jika itu bekerja Aktivasiyang digunakan bukan sigmoid biner, jadi langkah 4 dan 5 harus demikian diadaptasi. Demikian pula turunanya langkah 6 dan 7

Pengukuran Tingkat Kesalahan

Pengujian metrik evaluasi kesalahan dilakukan untuk mengukur seberapa baik model dalam melakukan prediksi. Salah satu metode yang sering digunakan adalah Mean Square Error (MSE), yang berfungsi untuk menentukan tingkat kesalahan dalam sistem peramalan. MSE memperkuat efek kesalahan besar dan mengurangi dampak kesalahan kecil, sehingga semakin kecil nilai MSE, semakin tinggi akurasi prediksi yang dihasilkan. MSE dapat didefinisikan sebagai berikut [16]:

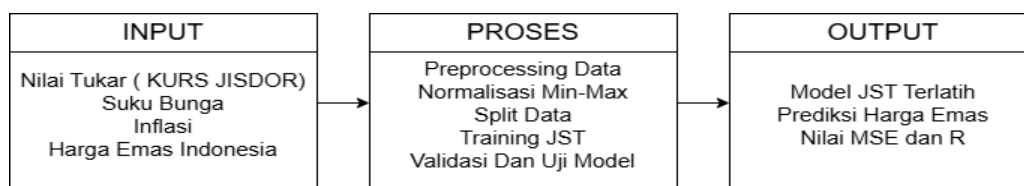
$$MSE = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (\text{aktual}_k - \text{prediksi}_k)^2 \quad (15)$$

Di mana $\frac{1}{2}$ berfungsi sebagai pembagi untuk mendapatkan rata-rata dengan n sebagai jumlah periode. Simbol $\sum_{k=1}^n$ menunjukkan penjumlahan dari periode ke-1 hingga ke- n . Sementara itu, $(\text{aktual}_k - \text{prediksi}_k)^2$ merupakan kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi pada periode ke- k

METODE

Diagram Blok Sistem

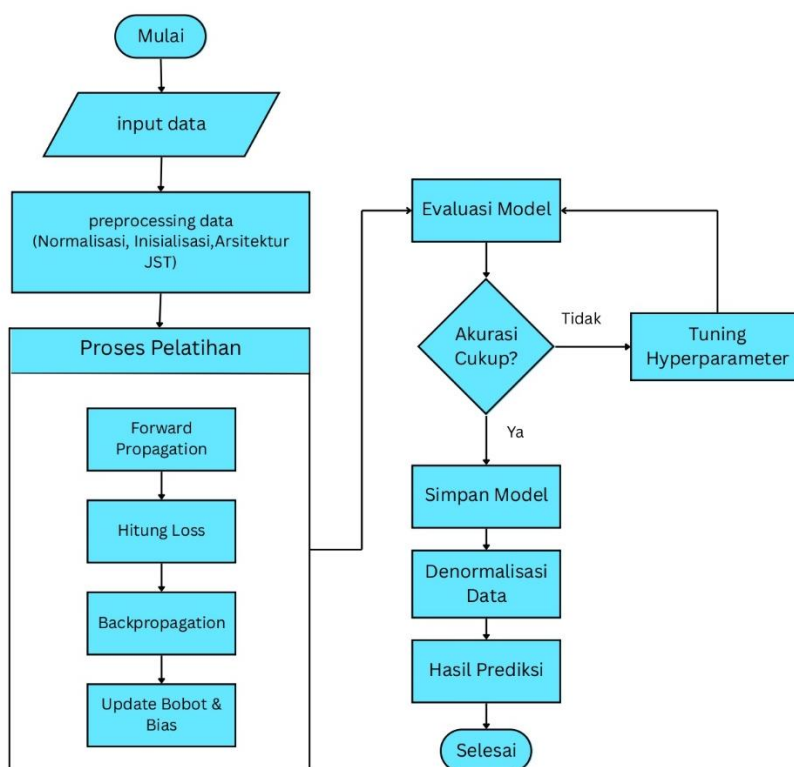
Agar lebih memahami konsep dari sistem yang akan dibuat maka diperlukan Diagram blok sistem. Adapun tampilan diagram blok sistem ditampilkan pada Gambar 1



Gambar 3. Diagram Blok Sistem

Flowchart Sistem

Perancangan flowchart sistem ini bertujuan untuk merepresentasikan alur kerja sistem yang akan dikembangkan. Gambaran alur sistem tersebut disajikan pada Gambar 2



Gambar 4. Flowchart Sistem

Gambar 4 menjelaskan alur proses sistem dalam penelitian ini secara rinci. Proses dimulai dengan pengambilan data historis harga emas sebagai input. Data kemudian dinormalisasi untuk menjaga konsistensi sebelum dilakukan pembagian menjadi data latih dan data uji. Selanjutnya, hyperparameter seperti jumlah neuron, learning rate, jumlah epoch, dan ukuran batch diinisialisasi. Arsitektur jaringan dibangun, dan bobot serta bias diinisialisasi secara acak. Pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma backpropagation, yang dimulai dengan forward propagation untuk menghitung prediksi. Selisih antara prediksi dan nilai aktual diukur dengan loss function, kemudian backpropagation digunakan untuk memperbarui bobot dan bias. Proses ini berulang hingga mencapai jumlah epoch yang ditentukan. Setelah pelatihan, model dievaluasi dengan data uji. Jika akurasi memadai, model disimpan untuk prediksi harga emas di masa depan. Jika belum, tuning hyperparameter dilakukan, dan pelatihan diulang. Model yang telah terlatih digunakan untuk prediksi, lalu hasilnya dinormalisasi kembali ke skala aslinya sebelum proses diakhiri.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengambilan Data dan Pengolahan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data historis harian dengan tiga variabel input utama yaitu nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS, suku bunga acuan Bank Indonesia, dan tingkat inflasi bulanan dalam bentuk persentase (%) dengan variabel target yang diprediksi adalah harga emas Indonesia yang diperoleh dari data sekunder secara daring dari sumber yang telah tersedia. Jumlah data yang digunakan adalah 1.633 sampel yang mencakup periode harian dari 1 Januari 2019 hingga 30 April 2025. Dalam melakukan pelatihan dan pengolahan data, software yang digunakan dalam pengujian adalah software Matlab R2020a. Sebelum digunakan untuk pelatihan, data dinormalisasi ke rentang [0,1] menggunakan metode min-max normalization. Dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian: 70% (1.143 sampel) untuk data latih, 15% (245 sampel) untuk data validasi, dan 15% (245 sampel) untuk data uji secara acak.

Tabel 1. Dataset Penelitian

NO	TANGGAL	HARGA EMAS	INFLASI	SUKU BUNGA	KURS JISDOR
1	30 April 2025	Rp 1.747.507	1.03	5.75	Rp 16.679
2	29 April 2025	Rp 1.780.173	1.03	5.75	Rp 16.787
3	28 April 2025	Rp 1.803.585	1.03	5.75	Rp 16.862
4	25 April 2025	Rp 1.787.940	1.03	5.75	Rp 16.829
5	24 April 2025	Rp 1.805.303	1.03	5.75	Rp 16.884



...	...	...	...	...	...
1633	01 January 2019	Rp	590.160	2.82	6.0
		Rp			14.465

Tabel 1 menyajikan dataset yang diterapkan dalam penelitian ini, yang mencakup data harian mengenai harga emas, tingkat inflasi, suku bunga, dan kurs JISDOR (Rupiah terhadap Dolar AS) dari tanggal 1 Januari 2019 hingga 30 April 2025. Setiap entri dalam tabel mencatat harga emas dalam Rupiah, tingkat inflasi, suku bunga acuan Bank Indonesia, dan nilai kurs JISDOR pada tanggal yang bersangkutan. Data ini digunakan untuk melatih model prediksi harga emas berbasis algoritma Backpropagation dengan tujuan untuk memprediksi harga emas di masa mendatang berdasarkan variabel-variabel ekonomi yang relevan.

Proses Grid Search untuk Penentuan Hyperparameter

Penelitian ini menggunakan teknik Grid Search untuk mencari kombinasi terbaik dari beberapa parameter penting jaringan saraf tiruan, yaitu:

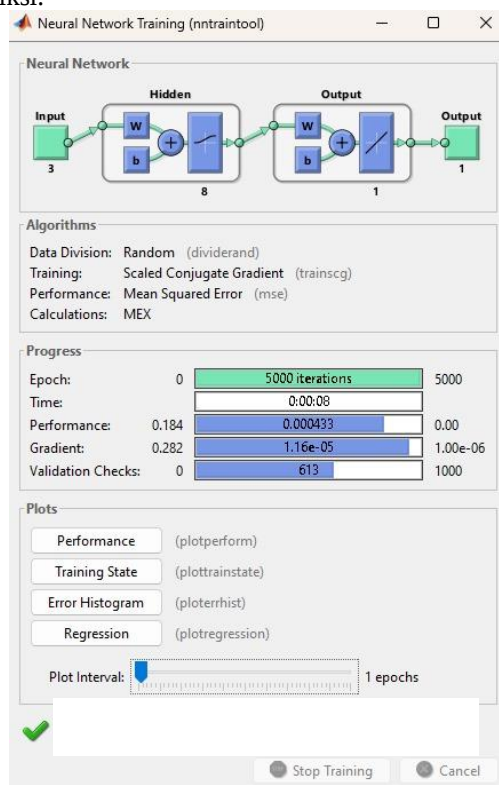
Tabel 2. Penentuan Parameter

Parameter	Nilai yang Dicoba
Learning Rate	0.01, 0.05, 0.1, 0.2
Jumlah Neuron	4, 6, 8 (di hidden layer)
Epochs	500, 1000, 5000
Minimum Gradient	1e-7, 1e-8, 1e-6

Pada Tabel 2 setiap kombinasi parameter diuji dan dievaluasi menggunakan Mean Squared Error (MSE) pada data uji. Model dengan nilai MSE terkecil dianggap sebagai model terbaik.

Pengujian Model dan Interpretasi Hasil

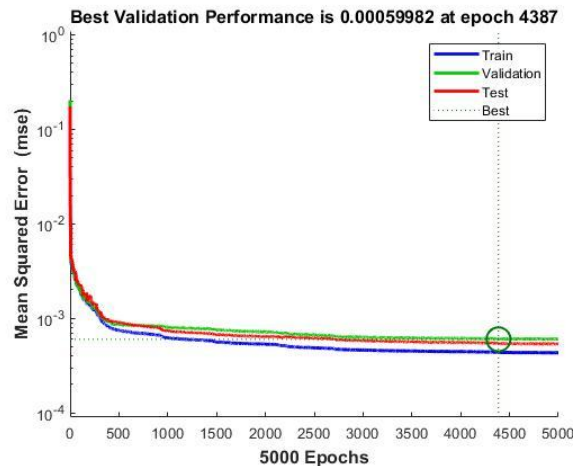
Setelah proses pelatihan selesai dengan parameter terbaik hasil Grid Search mendapatkan nilai learning rate = 0.1, jumlah neuron = 8, epoch = 5000, minimum gradient = 1e-6, dilakukan proses pengujian model untuk mengevaluasi performa prediksi harga emas. Evaluasi dilakukan berdasarkan grafik performa pelatihan, grafik regresi, dan grafik perbandingan antara nilai target dengan hasil prediksi.



Gambar 5. Proses Training

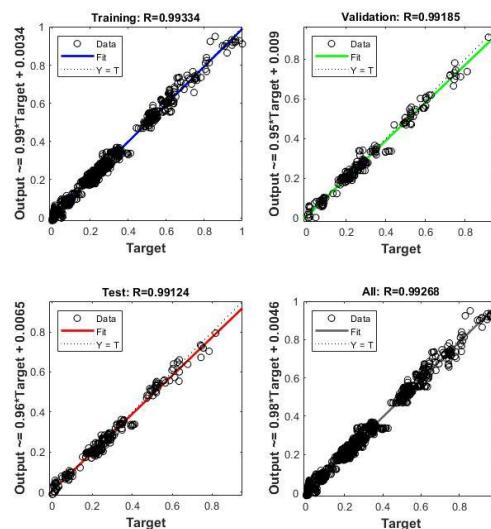


Gambar 5, menunjukkan tampilan jendela pelatihan jaringan saraf menggunakan toolbox *nn toolbox* pada MATLAB. Pelatihan menggunakan algoritma *Scaled Conjugate Gradient (trainscg)* dan fungsi loss Mean Squared Error (MSE). Proses pelatihan mencapai 5000 iterasi (epoch), dengan nilai MSE terkecil sebesar 0.00059982 dan *gradient* akhir sebesar 1.16×10^{-5} .



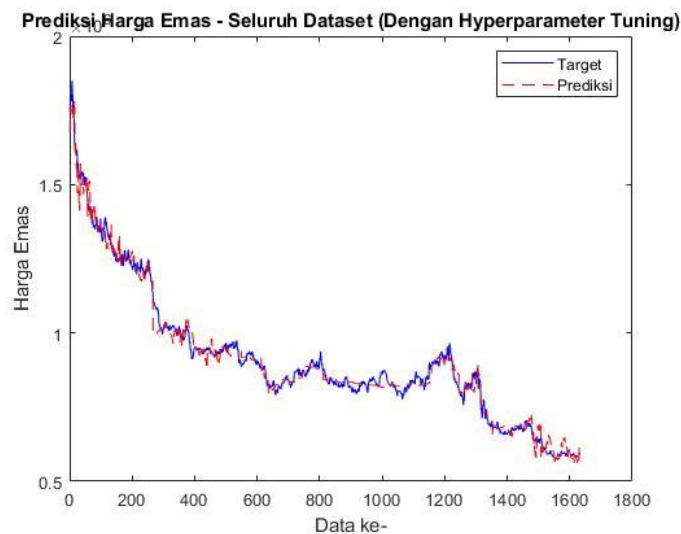
Gambar 6. Training Performance

Gambar 6. memperlihatkan grafik performa pelatihan model terhadap data pelatihan (train), validasi, dan pengujian (test). Kurva menunjukkan bahwa nilai error terus menurun hingga mencapai titik terbaik pada epoch ke-4387 dengan MSE validasi sebesar 0.00059982, yang berarti model telah terlatih dengan baik tanpa mengalami overfitting.



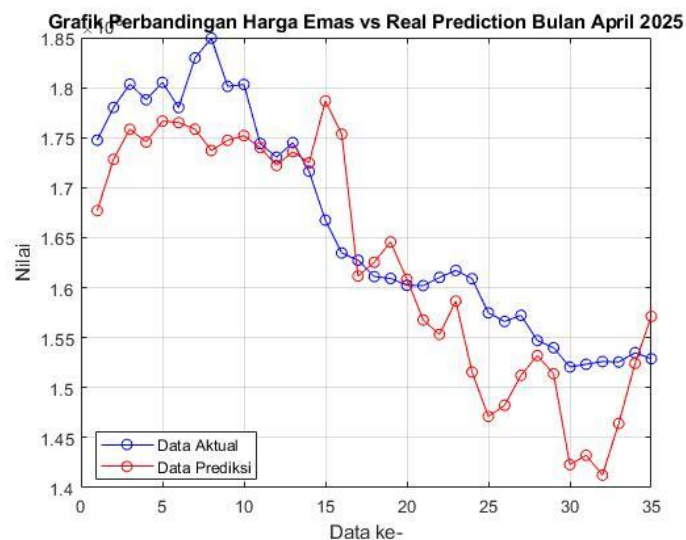
Gambar 7. Koefisien Relasi

Gambar 7 menunjukkan grafik regresi antara nilai target dan output jaringan saraf untuk masing-masing data pelatihan, validasi, pengujian, dan keseluruhan data. Nilai koefisien korelasi (R) untuk setiap dataset mendekati 1, yaitu: $R = 0.9934$ untuk data pelatihan, $R = 0.99185$ untuk data validasi, $R = 0.98124$ untuk data pengujian, dan $R = 0.99268$ untuk keseluruhan data. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki akurasi yang sangat tinggi dalam memprediksi harga emas berdasarkan input yang diberikan.



Gambar 8. plot perbandingan nilai target dan hasil prediksi

Pada gambar 8 Plot perbandingan antara nilai target dan hasil prediksi harga emas untuk seluruh dataset setelah proses denormalisasi. Garis biru merepresentasikan harga emas aktual, sedangkan garis merah putus-putus menunjukkan hasil prediksi dari model. Grafik ini memperlihatkan bahwa model mampu mengikuti pola pergerakan harga emas dengan cukup baik di seluruh data, ditunjukkan oleh kedekatan antara garis prediksi dan garis aktual. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki performa generalisasi yang baik dan mampu memprediksi data dengan akurasi tinggi.



Gambar 9. Grafik Perbandingan Harga Emas Dengan Real Prediksi Bulan April

Pada gambar 9 menunjukkan perbandingan antara data aktual dan data prediksi harga emas bulan April 2025. Data prediksi merupakan hasil keluaran dari model jaringan saraf tiruan (JST) Feedforward yang telah dilatih sebelumnya, dan dilakukan secara real-time pada periode tersebut. Sementara itu, data aktual diperoleh setelah harga emas sebenarnya muncul kemudian, sehingga grafik ini merepresentasikan evaluasi performa model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Garis merah menggambarkan nilai prediksi, sedangkan garis biru menunjukkan nilai aktual. Terlihat bahwa model mampu mengikuti pola umum pergerakan harga emas dengan kecenderungan tren yang serupa, meskipun masih terdapat beberapa deviasi pada titik-titik tertentu. Perbedaan antara nilai aktual dan prediksi ini memberikan gambaran mengenai tingkat akurasi model dalam melakukan peramalan pada data riil, dan menjadi dasar untuk melakukan penyempurnaan model ke depan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan arsitektur 3-8-1 mampu memberikan performa yang sangat baik dalam memprediksi harga emas berdasarkan variabel input KURS JISDOR, suku bunga, dan inflasi. Proses normalisasi data menggunakan dengan metode Min-Max Scaling terbukti efektif



dalam meningkatkan efisiensi dan stabilitas proses pelatihan jaringan. Penerapan teknik Grid Search dalam pemilihan hyperparameter berhasil menemukan kombinasi parameter terbaik, yaitu learning rate sebesar 0,1, jumlah neuron tersembunyi sebanyak 8, jumlah epoch sebanyak 5000, dan minimum gradient sebesar $1e-6$. Model yang dihasilkan menunjukkan performa optimal dengan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,00059982 dan nilai koefisien korelasi (R) sebesar 0,99124 pada data uji, yang menunjukkan bahwa hasil prediksi sangat mendekati nilai aktual. Grafik regresi dan visualisasi perbandingan antara hasil prediksi dan data aktual juga memperlihatkan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang belum dikenali sebelumnya.

Sebagai saran, disarankan untuk menambahkan variabel input ekonomi lainnya yang relevan dan berpengaruh terhadap harga emas, seperti harga minyak dunia, indeks saham, atau nilai tukar global. Penambahan variabel-variabel tersebut diharapkan dapat meningkatkan akurasi model serta memperkuat kemampuan model dalam mengidentifikasi pola dan dinamika pasar yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Bimantoro, W. A. Pramesti, S. W. Bakti, M. A. Samudra, dan Y. Amrozi, "Paradoks Etika Pemanfaatan Teknologi Informasi di Era 5.0," *J. Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 1, hal. 58–68, 2021, doi: 10.52643/jti.v7i1.1425.
- [2] M. J. Prasetyo, D. Yudiantoro, dan A. N. Hidayati, "Pengaruh Pengetahuan Investasi, Risiko Investasi, dan Motivasi Investasi terhadap Minat Berinvestasi pada Pasar Modal Syariah," *J. Ekon. Manajemen, Bisnis dan Akunt.*, vol. 1, no. 5, hal. 779–788, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://bajangjournal.com/index.php/JEMBA/article/view/3365>
- [3] Yunita Shara Lubis, Andi Marwan Elhanafi, dan Haida Dafitri, "Implementasi Root Mean Square Error Untuk Melakukan Prediksi Harga Emas Dengan Menggunakan Algoritma Multilayer Perceptron," *Pros. SNASTIKOM Semin. Nas. Teknol. Inf. Komun.*, vol. 8, hal. 332–336, 2021.
- [4] M. Adiyono, R. V. Suryaputri, E. Efan, dan H. Kumala, "Analisis Alternatif Pilihan Investasi Pada Era Digitalisasi," *J. Akunt. Trisakti*, vol. 8, no. 2, hal. 227–248, 2021, doi: 10.25105/jat.v8i2.9678.
- [5] H. A. Fikri, "Prediksi Harga Emas Dengan Algoritma Backpropagation," *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 7, no. 1, hal. 182–189, 2023.
- [6] A. Tholib, N. K. Agusmawati, dan F. Khoiriyah, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Lstm Dan Gru," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3, hal. 620–627, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3.3250.
- [7] "ANALISIS HARGA EMAS DUNIA MENGGUNAKAN ALGORITMA ARTIFICIAL (STUDI KASUS : PT . SOLID GOLD BERJANGKA) 1) Prodi Informatika Universitas Wiraraja," hal. 429–444, 2021.
- [8] J. T. Santoso, *Kecerdasan Buatan & Jaringan Syaraf Buatan*, vol. 7, no. 1 SE-Judul Buku. 2021. [Daring]. Tersedia pada: <https://penerbit.stekom.ac.id/index.php/yayasanpat/article/view/177>
- [9] J. Suntoro, "Data Mining Data mining," *Min. Massive Datasets*, vol. 2, no. January 2013, hal. 5–20, 2005, [Daring]. Tersedia pada: https://www.cambridge.org/core/product/identifier/CBO9781139058452A007/type/book_part
- [10] S. E. D. Paningrum, *Buku referensi investasi pasar modal*. 2022.
- [11] Jamaaluddin dan S. Indah, "Buku Ajar Kecerdasan Buatan," *Umsida Press*, hal. 121, 2021.
- [12] J. Wira dan G. Putra, "Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning Edisi 1.4," vol. 4, hal. 45–46, 2014, [Daring]. Tersedia pada: https://wiragotama.github.io/ebook_machine_learning.html
- [13] E. Ramadhani Putra, G. Widi Nurcahyo, dan F. Ilmu Komputer, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Kunjungan Poliklinik (Studi Kasus Di Rumah Sakit Otak Dr. Drs. M. Hatta Bukittinggi)," *KESATRIA J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 5, no. 2, hal. 448–457, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <https://www.pkm.tunasbangsa.ac.id/index.php/kesatria/article/view/354>
- [14] A. P. Windarto et al., *Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi*, vol. 53, no. 9. 2019.
- [15] H. Jaya et al., *Kecerdasan Buatan*, vol. 53, no. 9. 2018.
- [16] D. Kurniasari, R. Vidia Mahyunis, A. Nuryaman, J. Ir Sumantri Brojonegoro No, G. Meneng, dan B. Lampung, "Implementation of Artificial Neural Network (Ann) Using Backpropagation Algorithm By Comparing Four Activation Functions in Predicting Gold Prices," *Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 1, hal. 93–105, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://finance.yahoo.com/>.