

# Prediksi Kurs Mata Uang Rupiah Terhadap Ringgit Malaysia Menggunakan Algoritma Backpropagation

Muhamad Wahyu Tirta<sup>1\*</sup>, Muhammad Khumaidi Nursyarif<sup>2</sup>, Ipan Hasmadi<sup>3</sup>, Farhan Akbar<sup>4</sup>,  
Fendy Yulianto<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup> Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur  
Jl. Ir. H. Juanda No.15, Kota Samarinda, Indonesia

E-mail korespondensi: 2011102441014@umkt.ac.id

---

Informasi Artikel	Diterima: 00-00-2023	Direvisi: 00-00-2023	Disetujui: 00-00-2023
-------------------	----------------------	----------------------	-----------------------

---

## Abstrak

Permasalahan kemerosotan ekonomi global di era globalisasi ekonomi masih dilakukan penelitian dan dipelajari faktor-faktor penentu pemulihan dalam mencari solusi permasalahan. Diperlukan sebuah analisis pergerakan terhadap nilai tukar agar bisa mengantisipasi terjadinya lonjakan terhadap fluktuasi nilai tukar. Sehingga muncul tantangan baru dalam melakukan prediksi fluktuasi kurs mata uang berdasar permasalahan yang sedang dihadapi. Tujuan dari penelitian untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan menerapkan metode Backpropagation. Dataset yang digunakan adalah data kurs mata uang Ringgit Malaysia (MYR) ke Rupiah Indonesia (IDR) dari tanggal 1 Juli s/d 30 Oktober 2023 dengan total data sebanyak 109 data yang didapat dari situs web Investing. Hasil penelitian menggunakan epoch 300, neuron 3, dan learning Rate 0,5 yang menghasilkan nilai RMSE pada pelatihan Data Training 13,601 dan Data Testing 10,721 hal ini menandakan bahwa model mampu memberikan prediksi yang akurat dan mampu menggeneralisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan pengembangan model prediksi menggunakan Algoritma Backpropagation ini dapat dianggap berhasil dan mempunyai potensi yang bermanfaat dalam pengambilan keputusan terkait prediksi nilai tukar mata uang dalam konteks ekonomi global.

**Kata Kunci:** Nilai tukar, Prediksi, Backpropagation, RMSE

## Abstract

*The issue of the global economic decline in the era of economic globalization is still under research, and factors determining recovery are being studied to find solutions. An analysis of exchange rate movements is necessary to anticipate fluctuations. This presents a new challenge in predicting currency exchange rate fluctuations based on the current issues faced. The research aims to improve prediction accuracy by applying the Backpropagation method. The dataset used includes exchange rate data from Malaysian Ringgit (MYR) to Indonesian Rupiah (IDR) from July 1 to October 30, 2023, comprising 109 data points obtained from the Investing website. The study, utilizing 300 epochs, 3 neurons, and a learning rate of 0.5, yielded an RMSE value of 13.601 for training data and 10.721 for testing data. This indicates that the model can provide accurate predictions and generalize well to unseen data. Overall, the development of the prediction model using the Backpropagation Algorithm can be considered successful and has the potential to be beneficial in decision-making related to currency exchange rate predictions in the context of the global economy.*

**Keywords:** Exchange rate, Prediction, Backpropagation, RMSE

## 1. Pendahuluan

Era globalisasi ekonomi mendapati permasalahan kemerosotan ekonomi global yang masih diteliti dan dipelajari faktor-faktor penentu pemulihan dalam mencari solusi permasalahan (Fisera, 2023). Bank Sentral dan pemerintah dunia perlu memperhatikan stabilitas perekonomian dengan menjaga nilai dan menahan terjadinya *inflasi*. Fluktuasi mata uang dapat menyebabkan harga komoditi yang

ikut naik dan ber-imbasnya terhadap cadangan devisa negara (Faizin, 2020). Fluktuasi nilai tukar menjadi elemen penting dalam transmisi kebijakan moneter yang umumnya terjadi di negara berkembang (Heipertz et al., 2022).

Nilai tukar merupakan salah satu kebijakan instrumen moneter utama dalam perekonomian antar negara (Urgessa, 2024). Perbedaan nilai tukar antara satu negara dengan negara lainnya dipengaruhi oleh beberapa faktor, salah satunya



mempengaruhi inflasi setiap negara (Iswardani et al., 2021). Perubahan terhadap nilai tukar mata uang asing juga berpengaruh terhadap harga barang yang diimpor dari luar negeri dan juga berdampak terhadap perekonomian dalam suatu negara (Achmad Fahrurroz, Batari Wahyu Pangesti, 2023a). Oleh karena itu, sangat penting untuk memahami dan memprediksi harga kurs di masa depan, terutama karena setiap negara, termasuk Indonesia dan Malaysia, terlibat dalam hubungan internasional (Mangkunegara, 2020).

Pada penelitian sebelumnya menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam melakukan prediksi nilai tukar mata uang Rupiah Indonesia (IDR) terhadap *Dollar* Amerika USD dengan menghasilkan prediksi nilai tukar rupiah berpotensi mencapai Rp 16.691,6 di akhir tahun 2022 dan Rp 17.781,8 di akhir tahun 2023 (Ardesfira et al., 2023). Penelitian lain menyoroti kesulitan dalam memprediksi fluktuasi nilai tukar Ringgit Malaysia menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* dan menyarankan penambahan data nilai tukar mata uang serupa atau penggunaan model dengan algoritma yang berbeda untuk meningkatkan akurasi prediksi (Achmad Fahrurroz, Batari Wahyu Pangesti, 2023).

Metode tradisional membandingkan model *sequence to sequence* menggunakan *Recurrent Neural Network* dengan mempertimbangkan kompleksitas pergerakan nilai tukar Ringgit Malaysia. Penelitian ini memfokuskan perhatian pada peran penting metode *Backpropagation* dalam meningkatkan akurasi prediksi (Windarto et al., 2021). Penyesuaian bobot dan bias dalam konteks *deep learning* menjadikan model *Backpropagation* sebagai elemen kunci dalam strategi dimana hal ini dapat memberi pemahaman lebih mendalam terkait pergerakan nilai tukar dan aspek-aspek terkait (Ridho et al., 2023).

Metode *Backpropagation* menjadi salah satu pendekatan yang sangat populer dalam prediksi atau peramalan yang efektif dalam mengatur ulang bobot yang menghubungkan neuron-neuron dalam lapisan tersembunyi (Iskandar, 2020). Algoritma ini memanfaatkan kesalahan output sebagai panduan untuk menyesuaikan bobot-bobot ini dengan langkah-langkah perubahan yang dilakukan secara mundur. Sebelum penyesuaian ini terjadi, tahap perambatan maju pertama-tama harus dilakukan untuk menghitung kesalahan yang perlu diperbaiki (Tiani Wahyu Utami, 2019). Pendekatan ini terbukti sangat efektif dalam mengidentifikasi pola-pola yang kompleks, terutama dalam kasus peramalan data *time*

*series* dengan pola non-linear, seperti yang ditemukan dalam prediksi kurs mata uang Rupiah (Amelia & Fitri, 2022).

Penelitian mengenai prediksi kurs mata uang menggunakan algoritma *Backpropagation* memberikan hasil terbaik untuk prediksi. Penerapan algoritma menggunakan model 2-5-1 menghasilkan nilai RMSE sebesar 33.66 dan nilai MAPE sebesar 0.1796 (Amelia & Fitri, 2022). Metode *Backpropagation* juga diterapkan dalam prediksi produksi padi yang melibatkan pengujian sistem sebanyak 75 perulangan di 19 daerah di Sumatera Barat yang menghasilkan akurasi sebesar 88.14% (Putra & Ulfa Walmi, 2020).

Metode *Backpropagation* menjadi sumber informasi yang dapat dipercaya bagi pemangku kepentingan termasuk investor dan pelaku pasar dengan tingkat akurasi tinggi dan kesalahan rendah. Selain itu, metode *Backpropagation* juga mampu memformulasikan pengalaman dan pengetahuan peramalan sehingga menjadi fleksibel (Masruroh, 2020). Penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi kurs mata uang Rupiah terhadap Ringgit Malaysia menggunakan data historis dari 1 Juli hingga 30 Oktober 2023 dari website Investing menggunakan algoritma *Backpropagation*.

Dari permasalahan yang telah diuraikan, peneliti ingin membuat sebuah model prediksi kurs mata uang Rupiah terhadap Ringgit Malaysia menggunakan Algoritma *Backpropagation*. Harapan yang diinginkan oleh peneliti dapat memberikan prediksi yang akurat untuk setiap fungsi kontinu yang diperoleh.

## 2. Metode Penelitian

Metode penelitian ini menguraikan penjelasan secara mendalam terkait langkah dan konsep yang menjadi fokus dalam penelitian dengan menerapkan Algoritma *Backpropagation* dalam melakukan prediksi kurs mata uang Rupiah terhadap Ringgit Malaysia.

### 2.1 Uang

Menurut bank Indonesia, uang merupakan sebuah benda yang dapat ditukarkan dengan benda lain, menilai benda lain, dan dapat disimpan. Uang juga dapat digunakan untuk membayar utang di waktu mendatang. Pada dasarnya uang berfungsi sebagai alat tukar, satuan hitung, penyimpanan nilai, dan pengukuran pembayaran yang ditunda (Solikin, 2002).

Dalam sejarah peran uang dalam kehidupan sangat penting, khususnya dalam bidang perekonomian. Uang diperlukan untuk memudahkan transaksi pertukaran barang dan jasa serta membuat perdagangan berjalan secara efektif dan efisien (Ichsan, 2020).

## 2.2 Kurs Mata Uang

Nilai tukar atau Kurs Mata Uang merupakan sebuah harga mata uang dari suatu negara terhadap mata uang negara lain. Pasar uang yang tidak menentu mengakibatkan kurs atau *exchange rate* terhadap pasangan mata uang (currency pair). *Exchange rate* yang terjadi dalam setiap detik mengalami dua kondisi berbeda secara bergantian yaitu melemah (depresiasi) dan menguat (apresiasi) (Are et al., 2020).

Kurs (*exchange rate*) juga diartikan sebagai sebuah perjanjian yang dikenal dengan nilai tukar mata uang terhadap pembayaran di masa sekarang ataupun di masa depan. Perjanjian ini terjadi antara dua mata uang negara yang berbeda (Mursid & Kesuma, 2021).

## 2.3 Prediksi

Prediksi merupakan sebuah teknik analisis perhitungan yang dilakukan dengan pendekatan kuantitatif maupun kualitatif untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal tersebut berdasarkan referensi data-data di masa lalu serta untuk meminimalkan pengaruh ketidakpastian (Gaum Amanda Putri et al., 2023).

Dalam melakukan proses peramalan hasil yang didapatkan tidak akan pernah tepat seratus persen, karena perhitungan untuk masa depan memiliki banyak probabilitas ketidakpastian. Cara mengatasi hal tersebut yaitu dengan melakukan perhitungan menggunakan metode yang tepat agar bisa meningkatkan hasil akurasi prediksi (Are et al., 2020).

## 2.4 Algoritma Backpropagation

Metode backpropagation memanfaatkan kesalahan output sebagai panduan untuk menyesuaikan bobot dengan melibatkan langkah-langkah perubahan bobot yang dilakukan secara mundur. Terdapat tiga tahap pelatihan diantaranya adalah *feedforward*, propagasi balik, dan bobot yang sudah ditentukan (Indrawan & Pandu Kusuma, 2021).

### 2.4.1 Tahapan Algoritma Backpropagation

Tahapan dalam implementasi Algoritma backpropagation sebagai berikut:

Langkah 0 : penamaan bobot,

Langkah 1 : jika pada kondisi stop salah, dilanjutkan langkah 2-9,

Langkah 2 : pada pelaksanaan proses latihan dilakukan langkah 3-8

Feedforward

Langkah 3 : setiap unit masukkan ( $x_i, i = 1 \dots n$ )

Langkah 4 : pada unit tersembunyi ( $z_j, j = 1 \dots p$ ) ditambahkan bobot masukan dan menerapkan fungsi aktivasi untuk memproses sinyal pengeluaran

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=2}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

Keterangan :

$z_{in_j}$  = Nilai input untuk neuron ke-j

$v_{0j}$  = Bias untuk neuron ke-j

$i$  = Indeks yang digunakan untuk menjumlahkan input dari semua neuron pada layer sebelumnya.

$n$  = Jumlah neuron pada layer sebelumnya.

$x_i$  = Nilai output dari neuron ke-i pada layer sebelumnya.

$v_{ij}$  = Bobot yang menghubungkan neuron ke-i pada layer sebelumnya dengan neuron ke-j pada layer tersembunyi.

Langkah 5 : pada tiap unit keluaran ( $y_k, k = 1 \dots m$ ) menjumlahkan bobot sinyal input.

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2)$$

Keterangan :

$y_{in_k}$  = Nilai input untuk neuron ke-k pada layer keluaran.

$w_{0k}$  = Bias untuk neuron ke-k pada layer keluaran.

$j$  = Indeks yang digunakan untuk menjumlahkan input dari semua neuron pada layer tersembunyi.

$p$  = Jumlah neuron pada layer tersembunyi.

$z_j$  = Nilai output dari neuron ke-j pada layer tersembunyi.

$w_{jk}$  = Bobot yang menghubungkan neuron ke-j pada layer tersembunyi dengan neuron ke-k pada layer keluaran.

Melakukan implementasi fungsi aktivasinya dalam perhitungan sinyal keluaran

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (3)$$

Keterangan :

$y_k$  = Output neuron layer keluaran ke-k

$f(\cdot)$  = Fungsi aktivasi yang diterapkan pada nilai input  $y_{in_k}$ , memberikan sifat non-linear pada output jaringan.

$y_{in_k}$  = Nilai input untuk neuron ke-k pada layer keluaran, dihitung dari hasil penjumlahan dan perkalian bobot output layer tersembunyi.

Backpropagation

Langkah 6 : pada tiap unit keluaran ( $y_k, k = 1 \dots m$ )

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (4)$$

Keterangan :

$\delta_k$  = Gradien pada neuron ke-k pada layer keluaran  $t_k$ : Target atau label sesungguhnya.

$y_2$  = Output dari neuron ke-k pada layer keluaran setelah diterapkan fungsi aktivasi.  
 $f'$  = Turunan dari fungsi aktivasi pada layer keluaran  $y\_in\_k$ : Input untuk fungsi aktivasi pada neuron ke-k pada layer keluaran.

Menghitung bobot yang dipakai dalam mengganti  $w_{jk}$ .

$$\Delta w_{jk} = a\delta_k z_j \quad (5)$$

Keterangan :

$\Delta w_{jk}$  = Perubahan bobot antara neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi dan neuron ke- $k$  pada layer keluaran.  
 $a$  = Tingkat pembelajaran.  
 $\delta_k$  = Gradien pada neuron ke- $k$  pada layer keluaran.  
 $z_j$  = Output dari neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.

Langkah 7 : pada tiap unit tersembunyi ( $z_j$ ,  $j=1.....p$ ) Menambahkan variabel masukan.

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (6)$$

Keterangan :

$\delta_{in_j}$  = Gradien pada input neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.  
 $\delta_k$  = Gradien pada neuron ke- $k$  pada layer keluaran.  
 $W_{jk}$  = Bobot antara neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi dan neuron ke- $k$  pada layer keluaran.

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (7)$$

Keterangan :

$\delta_j$  = Gradien pada neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.  
 $\delta_{in_j}$  = Gradien pada input neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.  
 $f'(\cdot)$  = Turunan dari fungsi aktivasi pada layer tersembunyi.  
 $z_{in_j}$  = Input untuk fungsi aktivasi pada neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.

$$\Delta v_{ij} = a\delta_k x_i \quad (8)$$

Keterangan :

$\Delta v_{ij}$  = Perubahan bobot antara neuron ke- $i$  pada layer sebelumnya dan neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.  
 $a$  = Tingkat pembelajaran.  
 $\delta_k$  = Gradien pada neuron ke- $k$  pada layer keluaran.  
 $x_i$  = Output neuron ke- $i$  pada layer sebelumnya.

Mengoreksi Bias

$$\Delta v_{0j} = a\delta_j \quad (9)$$

Keterangan:

$\Delta v_{0j}$  = Perubahan bias untuk neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.  
 $a$  = Tingkat pembelajaran.  
 $\delta_j$  = Gradien neuron ke- $j$  layer tersembunyi.

Update Bobot dan Bias

Langkah 8: pada tiap unit keluaran ( $y_k$ ,  $k = 1..... m$ ) diperbaharui pada bias dan bobot ( $j = 0.... P$ )

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_j \quad (10)$$

Keterangan:

$w_{jk}(\text{baru})$  = Bobot baru antara neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi dan neuron ke- $k$  pada layer keluaran.  
 $w_{jk}(\text{lama})$  = Bobot lama sebelum pembaharuan  
 $\Delta w_j$  = perubahan bobot neuron ke- $j$  layer tersembunyi dan neuron ke- $k$  layer keluaran, dihitung menggunakan gradien ( $\delta_k$ ) layer keluaran dan output ( $z_j$ ) layer tersembunyi.

Pada tiap unit tersembunyi ( $z_j$ ,  $J = 1.....p$ ) dapat diganti bobot dan biasnya ( $i = 0.....n$ )

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_j \quad (11)$$

Keterangan :

$v_{ij}$  = Perubahan bobot antara neuron ke- $i$  pada layer sebelumnya dan neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi.  
 $\Delta v_j$  = Perubahan bobot antara neuron ke- $j$  pada layer tersembunyi  
Langkah 9 : kondisi stop

#### 2.4.2 Evaluasi RMSE

$$MSE = \sqrt{\frac{(\text{aktual} - \text{prediksi})^2}{n}} \quad (12)$$

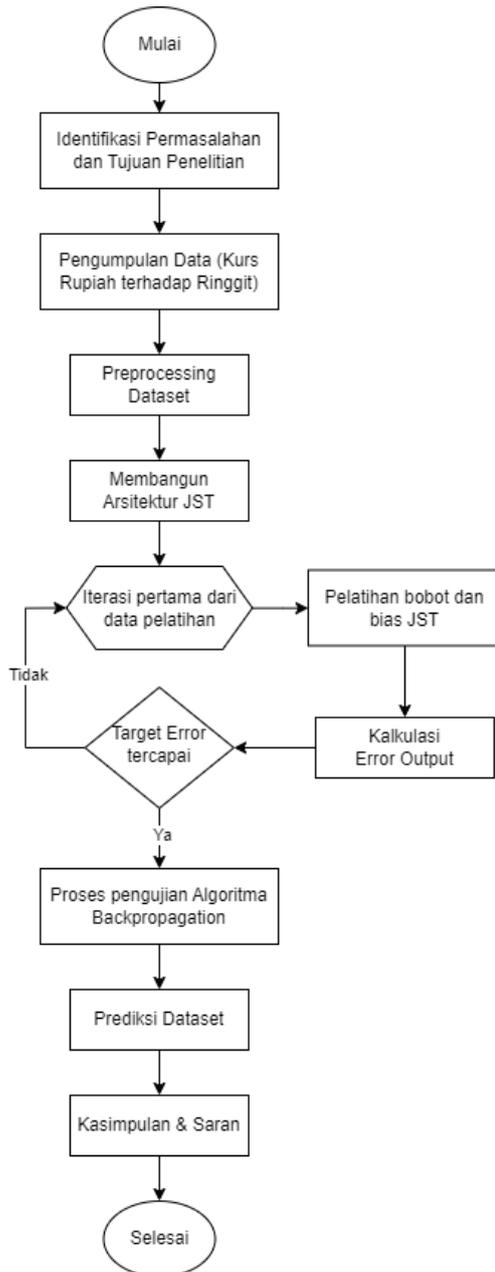
Keterangan :

RMSE = Nilai root mean square error  
aktual = Nilai aktual  
prediksi = Nilai prediksi  
 $n$  = Jumlah data

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan sebuah proses penjumlahan kuadrat error atau selisih antara nilai aktual terhadap hasil prediksi. Hasil dari penjumlahan kemudian ditarik akar dan dibagi dengan jumlah data. Jika nilai RMSE semakin kecil maka estimasi model atau variabel tersebut semakin baik (Dasuki, 2020). Proses ini dilakukan untuk mengevaluasi penerapan model terhadap dataset yang sudah dilakukan dengan akurasi nilai Root Mean Square Error (RMSE).

#### 2.5 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian digunakan sebagai acuan dalam melakukan penelitian kedepannya agar bisa konsisten sesuai roadmap yang sudah dibuat, berikut adalah alur penelitian yang sudah dibuat:



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan gambar 1, dijabarkan penjelasan terkait metodologi penelitian untuk memudahkan dalam memahami rangkaian alur proses penelitian. Berikut adalah penjelasan alur dari proses metodologi penelitian:

1. Identifikasi Permasalahan dan Tujuan

Langkah pertama yang kita lakukan adalah menentukan pokok permasalahan dari penelitian yang akan dilakukan nantinya beserta tujuan-nya. Dalam hal ini penelitian ini dilakukan untuk melakukan prediksi Kurs Mata Uang Rupiah terhadap Ringgit dengan menggunakan metode Backpropagation.

2. Pengumpulan Data

Proses pengambilan data dilakukan melalui website Investing pada link

<https://id.investing.com/currencies/myr-idr-historical-data>. Website tersebut berisi informasi keuangan global terkait Kurs Mata Uang dunia, pasar Forex, Saham, dll. Data yang kami gunakan berupa historis dari 1 Juli hingga 30 Oktober 2023, dengan total data sebanyak 109 data.

3. Preprocessing Dataset

Selanjutnya data dilakukan preprocessing data agar data siap dilakukan pemodelan sehingga hasil menjadi lebih maksimal. Proses ini terdapat beberapa tahapan diantaranya melihat korelasi data dan memilih atribut mana saja yang berpengaruh terhadap target. Selanjutnya data dilakukan normalisasi dan pembagian data.

4. Membangun Arsitektur JST

Pada arsitektur JST terdapat layer iterasi pertama dari data pelatihan dalam konteks pembelajaran mesin merujuk pada satu siklus lengkap di mana model melalui seluruh set data pelatihan sekali. Proses ini melibatkan memberikan setiap sampel data ke model, menghitung kerugian (loss), dan melakukan pembaruan parameter model. (Dasuki, 2020).

Kalkulasi kesalahan output (output error) dalam konteks pelatihan jaringan saraf tiruan melibatkan perbandingan antara keluaran prediksi dari model dengan nilai sebenarnya atau ground truth dari data pelatihan. Jika nilai error sudah mencapai penilaian yang ditentukan, maka proses berlanjut ke pengujian backpropagation, tapi jika nilai error belum mencapai maka proses akan diulang dari iterasi pertama (Salsabila & Cholissodin, 2020)

5. Pengujian Backpropagation

Dari pemodelan data menggunakan metode Backpropagation yang sudah dilakukan sebelumnya, selanjutnya model dilakukan pengujian menggunakan akurasi nilai *Root Mean Square Error (RMSE)*. Hasil akurasi yang menjadi pertimbangan nantinya apakah dilakukan perhitungan ulang terhadap model atau model sudah cukup baik dengan akurasi yang didapatkan.

6. Prediksi Dataset

Dari pembagian dataset, hasil pembangunan model terhadap data training selanjutnya model dilakukan untuk memprediksi data testing dengan menggunakan visualisasi data dan ditunjukkan hasil prediksi data-nya.

7. Penarikan Kesimpulan dan Saran

Dari hasil yang sudah didapatkan, kita dapat mengambil kesimpulan dan memberikan beberapa saran terkait program yang sudah dibangun, apakah program sudah berjalan sesuai keinginan kita atau masih bisa dilakukan perbaikan yang menjadi saran untuk penelitian selanjutnya.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, kami menggunakan Python sebagai alat bantu untuk melakukan prediksi kurs mata uang Rupiah terhadap Ringgit Malaysia. Proses dilakukan menggunakan Google Collab, dengan proses Data Collection di pada awal input program.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 109 entries, 0 to 108
Data columns (total 7 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   Tanggal          109 non-null    datetime64[ns]
1   Terakhir         109 non-null    float64
2   Pembukaan       109 non-null    float64
3   Tertinggi       109 non-null    float64
4   Terendah        109 non-null    float64
5   Vol.             0 non-null      float64
6   Perubahan%      109 non-null    float64
dtypes: datetime64[ns](1), float64(6)
memory usage: 6.1 KB
```

Gambar 2. Informasi Dataset

Berdasarkan gambar 2 terdapat informasi dataset yang digunakan mencakup rentang waktu dari tanggal 1 Juni 2023 hingga tanggal 30 Oktober 2023, dengan total 109 data. Dataset ini terdiri dari tujuh atribut, yaitu Tanggal, Terakhir, Pembukaan, Tertinggi, Terendah, Vol. (Volume), dan Perubahan%. Data juga ditampilkan untuk Tipe data sehingga kita bisa mengetahui langkah yang diperlukan untuk proses selanjutnya.

Pada langkah selanjutnya, akan dilakukan analisis korelasi antar kolom atau atribut untuk menentukan sejauh mana setiap atribut berhubungan dengan kelas target. Proses penghapusan ini dilakukan untuk menyederhanakan dataset serta meningkatkan efisiensi model, mengingat kolom yang tidak memiliki korelasi yang kuat dengan kelas target tidak memberikan informasi yang berharga dalam proses prediksi.

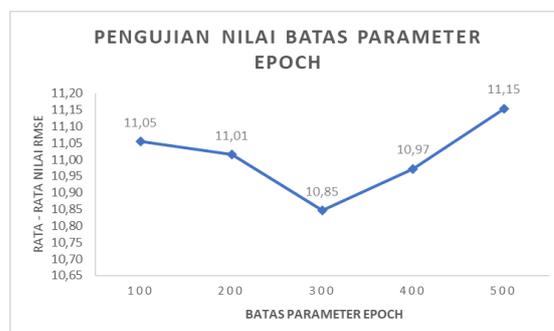


Gambar 3 Korelasi Atribut dengan Target

Berdasarkan gambar 3. terlihat bahwa kolom "Vol" dan "Perubahan%" memiliki korelasi yang rendah terhadap kolom "Terakhir", sementara kolom "Tanggal" tidak menunjukkan korelasi karena data berupa datetime (id). Oleh karena itu, kita memutuskan untuk menghapus kolom "Vol" dan "Perubahan%".

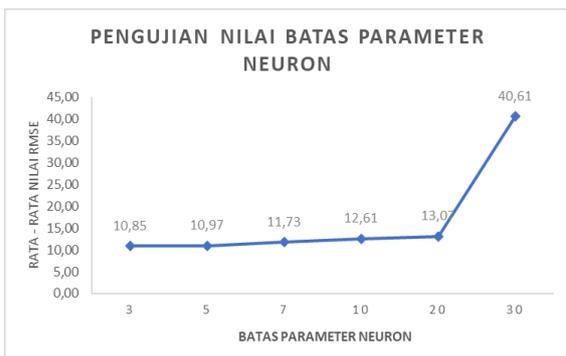
Setelah berhasil melakukan proses korelasi dan menghapus atribut, langkah berikutnya adalah memisahkan data berdasarkan atribut dan kelas. Variabel X akan menampung atribut, yaitu Pembukaan, Tertinggi, dan Terendah, sementara variabel y akan menampung kelas, yakni nilai Terakhir. Selanjutnya, kami akan melanjutkan dengan melakukan normalisasi data, mengubah nilai-nilai data ke dalam rentang 0 hingga 1. Tujuan dari normalisasi ini adalah untuk memudahkan interpretasi dan pemahaman data oleh model yang akan digunakan.

Pada tahap berikutnya, dilakukan percobaan untuk menemukan pembagian data yang menghasilkan hasil *Root Mean Square Error* (RMSE) terbaik. Parameter yang digunakan dalam eksperimen ini melibatkan 3 neuron, 200 epoch, dan learning rate sebesar 0,5. Pengaturan parameter ini merujuk pada penelitian terkait yang berjudul "Penerapan *Artificial Neural Network* Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Produksi Jagung (Evita, 2021). Penelitian ini memberikan landasan bagi pemilihan parameter agar dapat mengoptimalkan kinerja model yang digunakan dalam analisis data terkini.



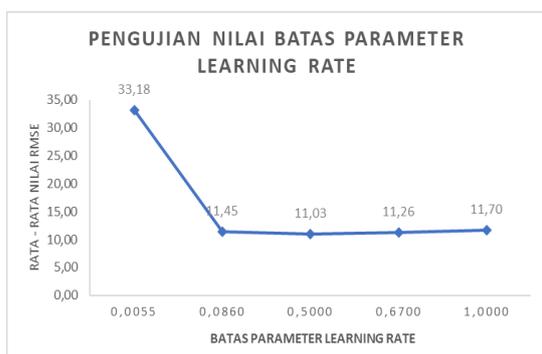
Gambar 4 Grafik Pengujian Epoch

Berdasarkan gambar 4 menjelaskan terkait percobaan untuk pengujian Parameter Epoch terbaik. Proses pelatihan model menggunakan Algoritma Backpropagation. Pelatihan ini dilakukan dengan tiga kali percobaan untuk Neuron 3, Learning Rate 0,5, dan Epoch [100, 200, 300, 400, 500]. Hasil yang didapatkan kemudian dicari nilai rata-ratanya dan menghasilkan Epoch terbaik terhadap model adalah 300 dengan hasil rata-rata hasil percobaan diperoleh RMSE sebesar 10,85 terhadap data testing.



Gambar 5 Grafik Pengujian Neuron

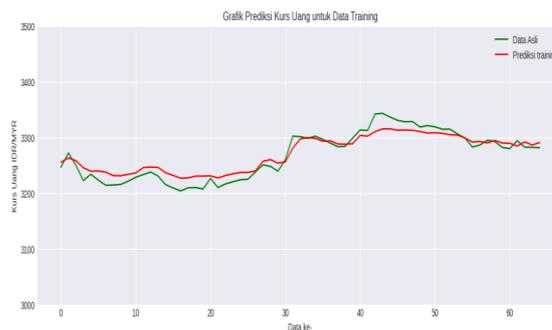
Berdasarkan gambar 5 menunjukkan untuk proses pelatihan model juga dilakukan untuk menentukan Epoch terbaik dengan tiga kali percobaan untuk Epoch 300 yang diperoleh pada percobaan sebelumnya, Learning Rate 1, dan Neurons [3, 5, 7, 10, 20, 30]. Hasil yang didapatkan kemudian dicari nilai rata-ratanya dan menghasilkan Neurons terbaik terhadap model adalah 3 dengan hasil rata-rata hasil percobaan diperoleh RMSE sebesar 10,85 terhadap data testing.



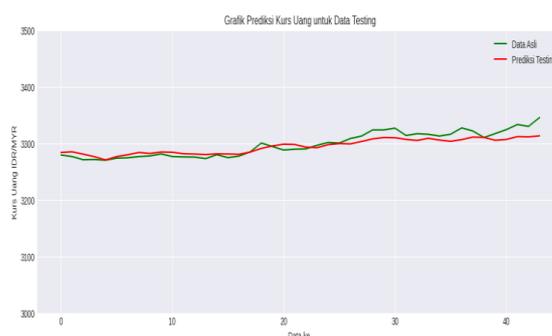
Gambar 6 Grafik Pengujian Learning Rate

Berdasarkan gambar 6 menunjukkan untuk proses pelatihan model juga dilakukan untuk menentukan Learning Rate terbaik dengan tiga kali percobaan untuk Epoch 300 dan Neuron 3 yang sudah didapatkan pada percobaan sebelumnya, dan Learning Rate [0.0055, 0.0860, 0.5000, 0.6700, 1.0000]. Hasil yang didapatkan kemudian dicari nilai rata-ratanya dan menghasilkan Learning Rate terbaik terhadap model adalah 0,5 dengan hasil rata-rata hasil percobaan diperoleh RMSE sebesar 11,03 terhadap data testing.

Gambar 7 menunjukkan pemodelan yang telah dilakukan mendapatkan hasil maksimal dengan menggunakan neuron 3, epoch 300, dan learning rate 0,5 pada data training. Model Algoritma Backpropagation diterapkan untuk data training dengan hasil prediksi mendapatkan nilai RMSE sebesar 13,601.



Gambar 7 Grafik Prediksi Data Training



Gambar 8 Grafik Prediksi Data Testing

Berdasarkan gambar 8, prediksi dilakukan untuk data testing. Proses sebelumnya sudah dilakukan pemodelan prediksi untuk data training, selanjutnya dilakukan prediksi untuk data testing dengan memperoleh RMSE sebesar 10,721. Hasil akurasi RMSE yang diperoleh mencerminkan seberapa baik model mampu menggeneralisasi dari data pelatihan ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Model selanjutnya dilakukan pengujian untuk menentukan rasio data terbaik dengan pembagian data 60% : 40%, 70% : 30%, 80% : 20%, 90% : 10%. Hasil yang didapat untuk rasio terbaik dengan Epoch 300, Neuron 3, dan Learning Rate 0,5 didapatkan RMSE untuk data training sebesar 13,28 dan untuk data testing sebesar 10,72. Pengujian rasio data terbaik ditampilkan dalam tabel 1.

Tabel 1. Pengujian Rasio Data

Split Data (%)	Jenis Data	Jumlah	RMSE
60 : 40	Data Training	65	10,72
	Data Testing	44	
70 : 30	Data Training	76	14,32
	Data Testing	33	
80 : 20	Data Training	87	17,95
	Data Testing	22	
90 : 10	Data Training	98	13,97
	Data Testing	11	

#### 4. Kesimpulan

Hasil percobaan yang dilakukan dengan Menggunakan algoritma Backpropagation terhadap nilai tukar mata uang Ringgit (Malaysia) terhadap Rupiah (Indonesia) menghasilkan akurasi terbaik dengan pembagian rasio data 60:40. Grafik pengujian menunjukkan kinerja model mencapai puncaknya pada kombinasi pengujian parameter epoch 300, neuron 3, dan learning Rate 0,5. Hasil visualisasi prediksi pada data training dan testing menggambarkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang baik, dengan RMSE sebesar 13,601 untuk data training dan 10,721 untuk data testing. Keseluruhan, penggunaan algoritma Backpropagation dengan parameter-parameter yang dioptimalkan telah terbukti efektif dalam melatih model untuk memprediksi kurs mata uang. Ini menunjukkan bahwa pendekatan ini dapat digunakan secara efektif dalam menangani masalah peramalan kurs mata uang, dengan potensi untuk memberikan hasil yang akurat dan berguna bagi para pemangku kepentingan.

#### Referensi

- Achmad Fahrurroz, Batari Wahyu Pangesti. (2023a). Prediksi nilai tukar us dollar dan ringgit malaysia terhadap rupiah menggunakan metode long short term memory. *JUKOMTEK (Jurnal Komputer Dan Iptek)*, 2, 1–7. <https://jurnal-cahayapatriot.org/index.php/jukomtek/article/view/82>
- Achmad Fahrurroz, Batari Wahyu Pangesti. (2023b). Prediksi nilai tukar us dollar dan ringgit malaysia terhadap rupiah menggunakan metode long short term memory. *JUKOMTEK (Jurnal Komputer Dan Iptek)*, 2, 1–7. <https://jurnal-cahayapatriot.org/index.php/jukomtek/article/view/82>
- Amelia, R. R., & Fitri, F. (2022). Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. *Journal of Mathematics UNP*, 7(3), 1. <https://doi.org/10.24036/unpjomath.v7i3.12564>
- Ardesfira, G., Zedha, H. F., Fazana, I., Rahmadhiyanti, J., Rahima, S., Anwar, S., Statistika, J., Kuala, U. S., Aceh, B., & Tukar, N. (2023). *Jambura Journal Of Probability And Statistics Volume 3 Nomor 2, November 2022*. 3(November 2022).
- Are, G. P. B., Sitorus, S. H., Prof, J., Hadari, H., & Pontianak, N. (2020). Prediksi Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Metode Hidden Markov Model. *Coding : Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 08(01), 44–54.
- Dasuki, Moh. (2020). Algoritma Backpropagation Neural Network Untuk Peramalan Data Time Series. *Jasie "Jurnal Aplikasi Sistem Informasi Dan Elektronika"*, 2(1), 43–51. <https://doi.org/10.1002/9781394217519.ch5>
- Evita, C. (2021). Penerapan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Produksi Jagung. *Seminar Nasional Fortei Regional 7*, 179–184.
- Faizin, M. (2020). Analisis hubungan kurs terhadap inflasi. *Akuntabel*, 17(2), 314–319. <http://journal.feb.unmul.ac.id/index.php/AKUNTABEL>
- Fisera, B. (2023). Exchange rates and the speed of economic recovery: The role of financial development. *Economic Systems*, 101165. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2023.101165>
- Gaum Amanda Putri, A., Lestanti, S., & Chulkamdi, M. T. (2023). Sistem Forecasting Penjualan Sepeda Motor Dengan Menerapkan Metode Least Square. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(2), 1185–1190. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i2.6732>
- Heipertz, J., Mihov, I., & Santacreu, A. M. (2022). Managing macroeconomic fluctuations with flexible exchange rate targeting. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 135, 104311. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jedc.2022.104311>
- Ichsan, M. (2020). Konsep Uang Dalam Perspektif Ekonomi Islam. *Profetika: Jurnal Studi Islam*, 21(1), 27–38. <https://doi.org/10.23917/profetika.v21i1.11646>
- Indrawan, A. M., & Pandu Kusuma, A. (2021). Analisis Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode Backpropagation Dalam Mendeteksi Keahlian Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Balitar. *Jurnal Mnemonic*, 5(1), 9–13. <https://doi.org/10.36040/mnemonic.v5i1.4272>
- Iskandar, A. P. (2020). Efektifitas Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation Dalam Memprediksi Potensi Banjir. *Journal of Technopreneurship and Information System (JTIS)*, 3(2), 50–56.
- Iswardani, P. R., Sudarma, M., & Jasa, L. (2021). Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Negara Asia Menggunakan Metode Quantum Neural Network. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 20(1), 153. <https://doi.org/10.24843/mite.2021.v20i01.p18>
- Mangkunegara, P. (2020). Fuzzy Time Series Markov Chain dalam Meramalkan Nilai Tukar Mata Uang (Kurs) Antara Ringgit Malaysia

- dengan Rupiah. *Journal Of Mathematics UNP*, III(3), 100–105.  
<https://ejournal.unp.ac.id/students/index.php/mat/article/view/10602/4403>
- Masruroh, M. (2020). Perbandingan Metode Regresi Linear Dan Neural Network Backpropagation Dalam Prediksi Nilai Ujian Nasional Siswa Smp Menggunakan Software R. *Joutica*, 5(1), 331.  
<https://doi.org/10.30736/jti.v5i1.347>
- Mursid, R., & Kesuma, I. (2021). Profitabilitas, Inflasi Dan Kurs Mempengaruhi Harga Saham Perusahaan Farmasi Di Bei Periode 2015-2020. *Management & Accounting Research Journal Global*, 5(2), 1–14. Pengaruh Strategi Pembelajaran Berbasis Tik Dan%0akecerdasan Emosional Siswaterhadap Hasil Belajar Kimia Siswa Sma Negeri Kejuruan Muda Kabupaten Aceh Tamiang
- Putra, H., & Ulfa Walmi, N. (2020). Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 6(2), 100–107.  
<https://doi.org/10.25077/teknosi.v6i2.2020.100-107>
- Ridho, I. I., Ariana, A. A. G. B., & Windarto, A. P. (2023). Optimasi Fungsi Pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan dalam Meningkatkan Akurasi pada Prediksi Ekspor Kopi Menurut Negara Tujuan Utama. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(4).  
<https://doi.org/10.47065/bits.v4i4.3240>
- Salsabila, B., & Cholissodin, I. (2020). *Prediksi Permintaan Keripik Buah dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation (Studi Kasus: CV. Arjuna 999)*. 4(6), 1667–1674. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Solikin, S. (2002). *UANG Pengertian, Penciptaan, dan Peranannya dalam Perekonomian*. Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK). [https://www.bi.go.id/id/bi-institute/policy-mix/Documents/Uang\\_BINS.pdf](https://www.bi.go.id/id/bi-institute/policy-mix/Documents/Uang_BINS.pdf)
- Tiani Wahyu Utami, M. A. H. A. Y. (2019). *Perbandingan Metode Backpropagation Neural Network Dan Fuzzy Wavelet Untuk Prediksi Kurs Dolar Terhadap Rupiah*. January 2016, 1–9.
- Urgessa, O. (2024). Effects of real effective exchange rate volatility on export earnings in Ethiopia: Symmetric and asymmetric effect analysis. *Heliyon*, 10(1), e23529.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23529>
- Windarto, A. P., Defit, S., & Wanto, A. (2021). Optimalisasi Parameter dengan Cross Validation dan Neural Back-propagation Pada Model Prediksi Pertumbuhan Industri Mikro dan Kecil. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 11(1), 34–42.  
<https://doi.org/10.21456/vol11iss1pp34-42>