

# Komparasi Model Prediksi Kurs Pada Masa Pandemi *Covid-19* Menggunakan *Neural Network* Berbasis *Genetic Algorithm* dan *Particle Swarm Optimization*

Ali Nur Ikhsan<sup>1\*</sup>, Primandani Arsi<sup>1</sup>, Jali Suhaman<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Amikom Purwokerto  
<sup>1,2,3</sup>Jl. Letjend Pol. Soemarto No.126, Watumas, Purwanegara, Kec. Purwokerto Utara, Banyumas, Jawa Tengah 53127  
E-mail: alinurikhsan@amikompurwokerto.ac.id<sup>1</sup>, ukhti.prima@amikompurwokerto.ac.id<sup>2</sup>,  
jalisuhaman2018@gmail.com<sup>3</sup>

---

## Info Naskah:

Naskah masuk: 15 Oktober 2021

Direvisi: 3 Desember 2021

Diterima: 4 Desember 2021

---

## Abstrak

Data BI menunjukkan kurs rupiah terhadap dolar mengalami pelemahan pada awal pandemi. Ketidakstabilan kurs merupakan masalah penting bidang ekonomi di Indonesia. Oleh sebab itu diperlukan sebuah model prediksi kurs terhadap dolar di masa pandemi Covid-19 guna memprakirakan kurs. Dalam penelitian ini diusulkan komparasi model prediksi kurs rupiah terhadap dolar menggunakan algoritma *Neural Network* berbasis *GA* dan *Neural Network* berbasis *PSO*. Tahapan awal penelitian dilakukan dengan pengumpulan data selama masa pandemi covid-19 (2019 s.d 2021). Data berupa time series tersebut kemudian dilakukan *preprocessing* sehingga data siap untuk menjadi inputan model yang diusulkan. Adapun teknik validasi menggunakan *k-fold validation* dengan skenario 70:30. Evaluasi dilakukan dengan output RMSE. Hasil prediksi terbaik dilihat dari tingkat *error* yang paling minimum. Hasil penelitian menunjukkan bahwa performa algoritma optimasi dalam meningkatkan tingkat *error Neural Network* sama besarnya, yakni 0.020 +/- 0.006.

---

## Keywords:

ga-based neural network;  
pso-based neural network;  
rupiah exchange rate.

---

## Abstract

Data from Bank Indonesia shows that the rupiah exchange rate against dollar weakened at the beginning of the Covid-19 pandemic. This exchange rate volatility is an important problem in the Indonesian economy. Therefore, the prediction model for the exchange rate against the dollar is needed during the Covid-19 pandemic to predict the exchange rate during the Covid-19 Pandemic. This study is proposed to compare the prediction of the rupiah exchange rate against the dollar using the GA-based Neural Network algorithm and the PSO-based Neural Network algorithm. Initially the data was collected in the period 2019 to 2021, then the data is preprocessed. Validation used the k-fold validation technique with a ratio of 70:30, while the evaluation is carried out with the output of RMSE. The results showed that the performance of PSO and GA was the same, namely 0.020 +/- 0.006.

---

\*Penulis korespondensi:

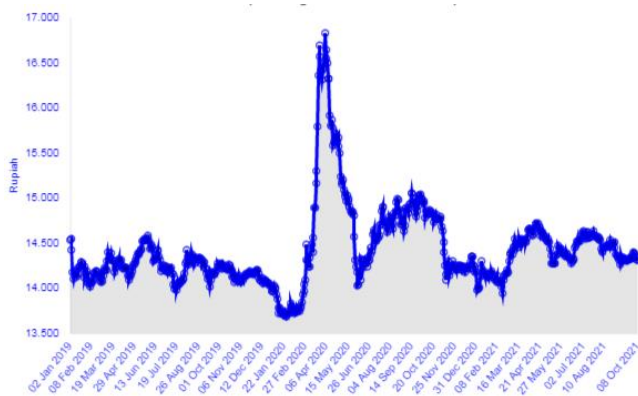
Ali Nur Ikhsan

E-mail: alinurikhsan@amikompurwokerto.ac.id

## 1. Pendahuluan

Kurs merupakan harga mata uang suatu negara terhadap negara lain [1]. Kurs juga dikenal dengan nilai tukar. Contoh Kurs dolar (USD) terhadap rupiah yaitu nilai satu dolar terhadap rupiah (Rp). Kurs sangat berpengaruh pada perdagangan dunia [2]. Dalam kegiatan perdagangan dibutuhkan sebuah metode pembayaran yang dinilai sah [3]. Namun dikarenakan adanya perbedaan nilai mata uang sebuah negara maka perbedaan tersebut menjadi salah satu kendala [4]. Dewasa ini dolar Amerika merupakan mata uang berstandar internasional, hal ini karena dolar Amerika banyak digunakan dalam pembayaran perdagangan internasional. Dolar Amerika juga menjadi cadangan devisa di banyak negara, dimana pasar valas (valuta asing) melibatkan dari 85% mata uang dolar. Selain hal itu segala bentuk hutang negara didunia, yakni 39% telah diterbitkan dengan nilai dolar [5].

Pada masa pandemi Covid-19 seperti sekarang kurs rupiah menjadi *issue* yang menarik untuk dikaji [6]. Disaat bisnis di Indonesia sedang meningkat beberapa tahun terakhir, guncangan ekonomi kembali dirasakan oleh Indonesia akibat kebijakan pemerintah terkait Covid-19. Beberapa kebijakan pemerintah mengakibatkan melemahnya kurs rupiah terhadap dolar seperti aturan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) dan Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat (PPKM) [7]. Data pada bank nasional Indonesia menunjukkan kurs rupiah terhadap dolar mengalami pelemahan pada awal masa pandemi Covid-19 yang masuk ke Indonesia yaitu sekitar awal Februari 2020 .



Gambar 1. Grafik kurs Rupiah terhadap Dolar

Ketidakstabilan kurs rupiah ini sangat berpengaruh pada kebijakan ekonomi [8]. Dampak dari ketidakstabilan kurs berpengaruh pada kondisi ekonomi Indonesia seperti harga/nilai barang, upah, suku bunga serta jumlah pengangguran [9]. Ketidakstabilan kurs bagi pelaku usaha menimbulkan masalah kerugian [10]. Contoh pada bisnis saham seorang *trader* mengalami kendala untuk penentuan status *buy*, *hold* bahkan *sell* [11].

Ketidakstabilan kurs ini merupakan masalah penting pada bidang ekonomi di Indonesia [12]. Oleh sebab itu diperlukan sebuah model dari prediksi kurs terhadap dolar di tengah pandemi Covid-19 guna memprakirakan kurs di tengah Pandemi Covid-19 ini. Akuratnya hasil prediksi dalam memprakirakan kurs sangat bermanfaat bagi pelaku usaha dan pemangku kebijakan [13].

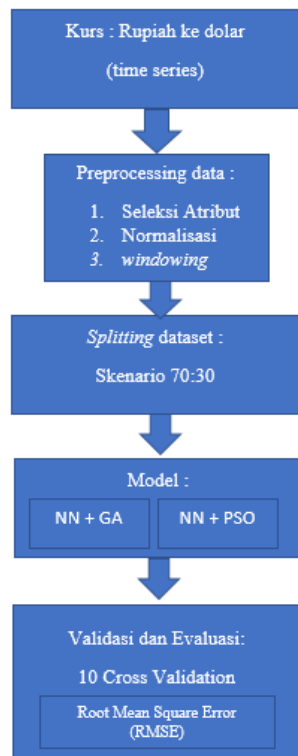
Penelitian sebelumnya pada kasus kurs rupiah terhadap dolar pernah dilakukan oleh Nababan dkk pada tahun 2020 dan Budiastawa dkk pada tahun 2021 menggunakan Algoritma *Neural Network* [14][15]. Algoritma *Neural Network* telah diuji efektifitas kehandalannya untuk prediksi pada keuangan contohnya prediksi tingkat penjualan, saham serta prediksi kurs [16]. Namun dibalik keunggulan *Neural Network* yang dimiliki terdapat kekurangan lambatnya konvergensi dan terjebak dalam minimum lokal akibatnya terjadi kegagalan dalam proses penemuan solusi maksimal dalam penentuan bobot pada atribut [17]. Hal tersebut dapat dilakukan penyelesaian dengan menerapkan algoritma optimisasi/optimasi. Algoritma optimisasi yang dikenal diantaranya adalah *Genetic Algorithm (GA)* dan *Particle Swarm Optimization (PSO)*. Seperti yang dilakukan Arsi, dkk pada tahun 2020 dan Verianto dkk pada tahun 2021 yang melakukan optimasi *Neural Network* dengan algoritma optimasi untuk meningkatkan akurasi hasil prediksi pada kasus kurs, dari hasil eksperimen yang dilakukan *GA* dan *PSO* terbukti mampu meningkatkan performa dari *Neural Network* dalam memprediksi kurs [18] [19].

*Genetic Algorithm (GA)* merupakan metode penyelesaian terkait optimasi yang sifatnya kompleks, dimana metode konvensional kurang efektif menyelesaikan [20]. Disamping *GA*, *Particle Swarm Optimization (PSO)* juga terbukti mampu menyelesaikan permasalahan terkait optimasi [21]. *PSO* dan *GA* memiliki banyak kesamaan, yaitu algoritma yang mengadopsi proses evolusi pada manusia. Kedua algoritma tersebut terinspirasi dari sistem biologi, hasil pencarian nilai yang optimal melalui mutasi gen secara acak. Sehingga *PSO* dapat diimplementasikan dimana *GA* dapat diimplementasikan. Namun, mekanisme dari kedua algoritma tersebut berbeda. *PSO* menggunakan metode searah. Hanya *gbest/lbest* yang dapat memberikan informasi pencarian solusi cepat dan juga terbaik sedangkan mekanisme *GA*, *chromosome* akan berbagi informasi dengan yang lainnya, sehingga menyebabkan populasi melakukan gerakan layaknya satu kelompok yang menuju tempat yang maksimal [22].

Berdasarkan latar belakang diatas, peneliti bermaksud melakukan komparasi pada prediksi kurs rupiah terhadap dolar menggunakan *Neural Network (NN)* berbasis *GA* dan *Neural Network (NN)* kombinasi *PSO*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan performa dari algoritma optimasi dalam meningkatkan akurasi *Neural Network*. Indikator keberhasilan dilihat dari penurunan nilai *error* yang dihasilkan dari penerapan algoritma optimasi. Diharapkan model dari prediksi kurs rupiah pada masa pandemi covid-19 ini dapat memperkaya khasanah bidang penelitian *datamining* dan model dapat diimplementasikan oleh pelaku ekonomi ataupun pemerintah selaku pemangku kebijakan.

## 2. Metode

Penelitian ini adalah jenis penelitian eksperimen, adapun tahapan yang dilakukan tampak pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.1 Dataset

Dalam penelitian ini data publik yang diperoleh dari website Bank BI dari periode Januari 2019 sampai dengan Oktober 2021 (masa pandemi Covid-19 dunia). Data yang dikumpulkan berjenis *time series* atau data rentet waktu sebelum pandemi dan setelah terjadinya pandemi Covid-19.

### 2.2 Preprocessing

*Preprocessing* dilakukan sebanyak 3 tahapan. Pertama penentuan variabel yang menjadi input dan output. Kedua Normalisasi data yang dilakukan guna memperkecil ukuran data namun memiliki nilai yang sama. Ketiga teknik *windowing* dilakukan guna merubah data jenis *time series* menjadi *set data* dengan atribut yang diinginkan.

### 2.3 Penentuan data latih (training) dan testing (uji)

Tahapan ini dilakukan pembagian dataset, skenario dataset yang digunakan adalah 70% : 30% (*data training* 70% dan *testing* 30%) [23].

### 2.4 Implementasi Model

Dalam tahap ini model *neural network* akan diimplementasikan dengan algoritma optimasi yakni GA dan PSO. Selanjutnya tingkat *error* akan dibandingkan.

### 2.5 Validasi dan Evaluasi

Validasi model menggunakan *Cross Validation (K-Fold Validation)* guna mendapatkan akurasi yang dihasilkan. Nilai *k* yang ditetapkan pada *cross validation* adalah 10. Selanjutnya evaluasi dilakukan dengan mengukur performa model prediksi berbasis RMSE (*Root Mean Square Error*), dimana semakin kecil tingkat *error* yang dihasilkan maka semakin baik model yang didapatkan.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Preprocessing

*Dataset* kurs rupiah terhadap terdiri dari 692 *record*. *Dataset* asli terdiri atas 5 (lima) atribut; id, nilai, kurs\_jual, kurs\_beli dan tanggal. Setelah dilakukan proses seleksi atribut didapatkan nilai *x* dan *y*, yaitu kurs sebagai nilai *x* dan tanggal sebagai nilai *y* atau *label*, tampak pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Setelah Seleksi Atribut

No	Kurs	Tanggal
1	14166.81	10/8/2021 12:00:00 AM
2	14173.78	10/7/2021 12:00:00 AM
3	14188.7	10/6/2021 12:00:00 AM
4	14204.62	10/5/2021 12:00:00 AM
5	14243.43	10/4/2021 12:00:00 AM
6	14249.4	10/1/2021 12:00:00 AM
7	14235.47	9/30/2021 12:00:00 AM
8	14197.66	9/29/2021 12:00:00 AM
9	14186.71	9/28/2021 12:00:00 AM
10	14178.75	9/27/2021 12:00:00 AM
...	...	...
...	...	...
690	14278	1/4/2019 12:00:00 AM
691	14402	1/3/2019 12:00:00 AM
692	14393	1/2/2019 12:00:00 AM

Tabel 2. Dataset Setelah Proses Normalisasi

No	Kurs	Tanggal
1	0.20006359688567954	10/8/2021 12:00:00 AM
2	0.2023023357401651	10/7/2021 12:00:00 AM
3	0.20709458591361118	10/6/2021 12:00:00 AM
4	0.21220803247937936	10/5/2021 12:00:00 AM
5	0.22467366446540074	10/4/2021 12:00:00 AM
6	0.2265912069275636	10/1/2021 12:00:00 AM
7	0.22211694118251635	9/30/2021 12:00:00 AM
8	0.2099725055888171	9/29/2021 12:00:00 AM
9	0.20645540509288962	9/28/2021 12:00:00 AM
10	0.20389868181000584	9/27/2021 12:00:00 AM
...	...	...
...	...	...
690	0.2357774237479764	1/4/2019 12:00:00 AM
691	0.2756057763959195	1/3/2019 12:00:00 AM
692	0.27271500886502037	1/2/2019 12:00:00 AM

Tabel 3. Segmentasi Window Size 5

id	Kurs + 1 (horizon)	Kurs- 4	Kurs- 3	Kurs- 2	Kurs- 1	Kurs- 0
0	0.227	0.200	0.202	0.207	0.212	0.225
1	0.222	0.202	0.207	0.212	0.225	0.227
2	0.210	0.207	0.212	0.225	0.227	0.222
3	0.206	0.212	0.225	0.227	0.222	0.210
4	0.204	0.225	0.227	0.222	0.210	0.206
5	0.206	0.227	0.222	0.210	0.206	0.204
6	0.204	0.222	0.210	0.206	0.204	0.206
7	0.202	0.210	0.206	0.204	0.206	0.204
8	0.204	0.206	0.204	0.206	0.204	0.202
9	0.198	0.204	0.206	0.204	0.202	0.204
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
684	0.236	0.148	0.154	0.162	0.134	0.157
685	0.276	0.154	0.162	0.134	0.157	0.236
686	0.273	0.162	0.134	0.157	0.236	0.276

Data yang telah mengalami seleksi atribut selanjutnya dilakukan tahap normalisasi untuk menghilangkan redundansi data dan memastikan dependensi dari data. Teknisnya adalah dengan memperkecil ukuran data namun memiliki nilai yang sama dalam *range* minimal 0,0 dan maksimal 1,0. Pada Tabel 2 merupakan hasil normalisasi dari koleksi data. Tahapan terakhir pada *preprocessing* dataset yang dilakukan dalam penelitian ini adalah dengan menerapkan teknik *windowing*, teknik ini dilakukan untuk pembentukan struktur dari data *time series* yang tersedia agar *error* aproksimasi dapat dikurangi. Adapun segmentasi dataset dengan *window size* 5 adalah tampak pada Tabel 3.

**3.2 Implementasi model NN (Neural Network)**

Implementasi *dataset* terhadap usulan metode dilakukan dengan melakukan eksperimen *Neural Network* terhadap tiga parameter *Neural Network* yakni *training cycles*, *learning rate* dan *momentum*. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan seperti pada tabel 4 dibawah eksperimen nilai parameter *training cycles* mengalami hasil penurunan nilai RMSE yakni pada nilai *training cycles* 300 s/d 1000. Artinya nilai *training cycles* dapat ditentukan dari 300 s/d 1000. Sedangkan percobaan berikutnya dilakukan eksperimen terhadap nilai *learning rate* dari 0,1 s.d 0,9. Nilai *training cycles* 400 selanjutnya digunakan dalam penelitian ini untuk eksperimen *learning rate* dan *momentum*, seperti tampak pada Tabel 5.

Tabel 4. Eksperimen *Training cycles*

Training cycles	Learning rate	Momen-tum	RMSE
100	0,1	0,1	0.024 +/- 0.003
200	0,1	0,1	0.023 +/- 0.004
300	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
400	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
500	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
600	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
700	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
800	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
900	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
1000	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005

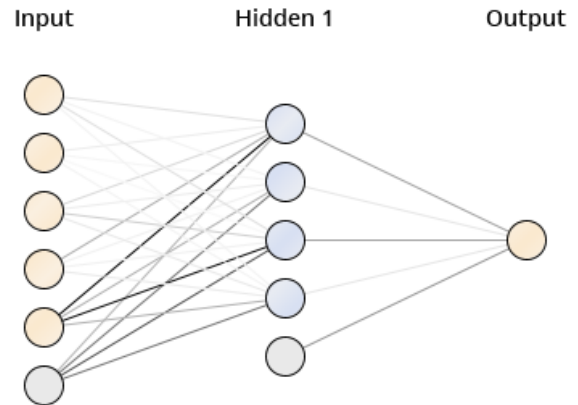
Tabel 5. Eksperimen *Learning Rate*

Training cycles	Learning rate	Momen-tum	RMSE
400	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
400	0,2	0,1	0.023 +/- 0.006
400	0,3	0,1	0.024 +/- 0.006
400	0,4	0,1	0.023 +/- 0.007
400	0,5	0,1	0.023 +/- 0.006
400	0,6	0,1	0.024 +/- 0.007
400	0,7	0,1	0.026 +/- 0.007
400	0,8	0,1	0.028 +/- 0.009
400	0,9	0,1	0.031 +/- 0.010

Tabel 5 menunjukkan bahwa semakin besar nilai *learning rate* yang diinputkan maka nilai RMSE menjadi semakin besar, yang artinya semakin buruk hasil ketepatan prediksi. Berdasarkan tabel diatas maka kombinasi parameter terbaik untuk eksperimen parameter *momentum* adalah pada *training cycle* 400 dan *learning rate* 0,1.

Tabel 6. Eksperimen *Momentum*

Training cycles	Learning rate	Momen-tum	RMSE
400	0,1	0,1	0.022 +/- 0.005
400	0,1	0,2	0.022 +/- 0.005
400	0,1	0,3	0.023 +/- 0.005
400	0,1	0,4	0.023 +/- 0.005
400	0,1	0,5	0.023 +/- 0.006
400	0,1	0,6	0.024 +/- 0.006
400	0,1	0,7	0.024 +/- 0.006
400	0,1	0,8	0.027 +/- 0.008
400	0,1	0,9	0.035 +/- 0.013



Gambar 2. Arsitektur Model *Neural Network*

Tabel 6. Kombinasi Parameter Terbaik

Variabel	Nilai
Input (neuron)	5
Output (neuron)	1
Training cycles	400
Hidden layer (neuron)	4
Learning rate	0,1
Momentum	0,2
RMSE	0.022 +/- 0.005

Tabel 6 menunjukkan bahwa terjadi peningkatan hasil RMSE pada nilai momentum 0,3 s.d 0,9. Sehingga ditetapkan kombinasi parameter *Neural Network* terbaik adalah pada *training cycles* = 400, *learning rate* = 0,1 dan *momentum* = 0,2 dengan RMSE 0.022 +/- 0.005. Model *Neural Network* dengan kombinasi parameter tersebut diatas menghasilkan arsitektur seperti tampak dalam gambar 2. Mengacu pada gambar 2 *neuron* pada input terdiri atas: 5 *neuron*, sedangkan *hidden layer* terdiri dari: 1 *layer* banyaknya *neuron*: 4 serta 1 *neuron* pada *output*. Jika disajikan dalam bentuk tabel, kombinasi parameter terbaik dari model yang dihasilkan adalah seperti pada Tabel 6.

**3.3 Implementasi model NN (Neural Network) berbasis GA (Genetic Algorithm)**

Model NN berbasis GA dilakukan guna mengoptimasi pencarian nilai parameter NN terbaik. Adapun nilai parameter yang dioptimasi dalam penelitian ini yaitu parameter *training cycles*, parameter *learning rate* dan

parameter *momentum*. Guna mengimplementasikan GA pada NN, parameter GA ditentukan seperti dalam Tabel 7.

Tabel 7. Parameter GA

Variabel	Nilai
Max generation	10
Population size	40
Mutation type	Gaussian Mutation
Selection type	Roulette Wheel
Crossover prob	0,5
<b>RMSE</b>	<b>0.020 +/- 0.006</b>

Berdasarkan pencarian parameter terbaik oleh GA didapatkan nilai *training cycles* = 298, *learning rate*=0.121039563985201, dan *momentum* = 0.32407474738750053 menghasilkan RMSE sebesar 0.020 +/- 0.006. Adapun persamaan yang digunakan dalam menghitung RMSE dengan mengakarkan nilai MSE (Mean Squared Error) MSE dihitung dengan persamaan berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (At - Ft)^2}{n} \tag{1}$$

Dimana At adalah nilai aktual dan Ft adalah nilai prediksi dan n adalah banyaknya data.

$$\begin{aligned} MSE &= (\text{total abs error})^2 / 686 \\ &= (\text{total } |At - Ft|)^2 / 686 \\ &= 0,0004 \\ RMSE &= \sqrt{MSE} \\ &= 0,020 \end{aligned}$$

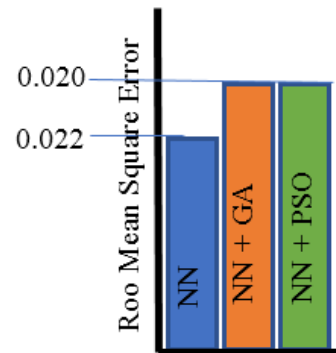
### 3.4 Implementasi model NN berbasis PSO (*Particle Swarm Optimization*)

Implementasi Model NN berbasis PSO selanjutnya digunakan dengan pengaturan parameter PSO sebagaimana disajikan dalam tabel 8 berikut.

Tabel 8. Parameter PSO

Variabel	Nilai
C1 ( <i>weigh pbest</i> )	2.0
C2 ( <i>weight gbest</i> )	2.0
Number of particles/population size	20
Maximum number	30
Inertia weight	1.0
Max weight	1.0
Min weight	1.0
<b>RMSE</b>	<b>0.020 +/- 0.006</b>

Mengacu pada tabel 8, menunjukan bahwa RMSE yang dihasilkan dari model NN berbasis PSO adalah 0.020 +/- 0.006. RMSE tersebut menunjukan sama besarnya dengan model NN berbasis GA, yang berarti performa model NN dengan optimasi model GA dan PSO yang diterapkan pada *dataset* kurs rupiah periode Januari 2019 s.d Oktober 2021 adalah sama baiknya. Jika disajikan dalam bentuk grafik perbandingan maka akan didapatkan tampilan seperti dibawah ini.



Gambar 3. Hasil Komparasi Model

### 4. Kesimpulan

Hasil eksperimen pada *dataset time series* kurs rupiah periode Januari 2019 s.d Oktober 2021 menggunakan model *Neural Network* yang di optimasi berbasis GA dan PSO menghasilkan peningkatan performa model yang dihasilkan, hal ini dibuktikan dengan adanya penurunan nilai RMSE sebesar 0.02. Adapun performa antara algoritma optimasi (antara GA dan PSO) dalam eksperimen ini membuktikan bahwa keduanya memiliki performansi yang sama. Guna perbaikan pada penelitian selanjutnya, perlu diimplementasikan perbandingan model optimasi lain seperti *Adaboost* dan lain sebagainya.

### Ucapan Terimakasih

Ucapan terimakasih kepada Universitas Amikom Purwokerto yang telah memberikan pendanaan pada penelitian ini dalam skema Hibah PDMA (Penelitian Dosen Muda Amikom).

### Daftar Pustaka

- [1] I. Simorangkir and Suseno, *Sistem dan Kebijakan Nilai Tukar*, Seri Keban., no. 12. Jakarta: Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK) Bank BI, 2004.
- [2] L. Shu, K. Shi, and H. Ye, "Exchange rate volatility and trade: The role of credit constraints," *Rev. Econ. Dyn.*, vol. 30, no. April, pp. 203–222, 2018.
- [3] J. Caballero, C. Candelaria, and G. Hael, "Bank linkages and international trade," *J. Int. Econ.*, vol. 115, pp. 30–47, 2018.
- [4] K. Kallahi-Karai and P. Safari, "Future exchange rates and Siegel's paradox," *Glob. Financ. J.*, vol. 37, pp. 168–172, 2018.
- [5] K. Lee, "Systematic exchange rate variation: Where does the dollar factor come from?," *Int. Rev. Econ. Financ.*, vol. 56, pp. 288–307, 2017.
- [6] C.-V. Demian and F. Di Mauro, "The exchange rate, asymmetric shocks and asymmetric distributions," *Int. Econ.*, vol. 154, pp. 68–85, 2017.
- [7] S. S. Devi, "Pengaruh Inflasi dan Nilai Tukar/Kurs Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) Pada Masa Pandemi Covid-19 Bulan Januari - Desember 2020," *J. Inov. Mhs. Manaj.*, vol. 1, no. 2, pp. 139–149, 2021.
- [8] C. Panda and V. Narasimhan, "Forecasting exchange rate

- better with artificial neural network,” *J. Policy Model.*, vol. 29, no. 2, pp. 227–236, 2006.
- [9] T. N. Pandey, A. Jagadev, S. Dehuri, and S. B. Cho, “A novel committee machine and reviews of neural network and statistical models for currency exchange rate prediction: An experimental analysis,” *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, 2018.
- [10] S. Mamadli, “Analysis of chaos and nonlinearities in a foreign exchange market,” in *Procedia Computer Science*, 2017, vol. 120, pp. 901–907.
- [11] H. G. Keefe and H. Shadmanicor, “Foreign exchange market intervention and asymmetric preferences,” *Emerg. Mark. Rev.*, p. #pagerange#, 2018.
- [12] F. Shen, J. Chao, and J. Zhao, “Forecasting exchange rate using deep belief networks and conjugate gradient method,” *Neurocomputing*, vol. 167, pp. 243–253, 2015.
- [13] H. Thinyane and J. Millin, “An Investigation into the Use of Intelligent Systems for Currency Trading,” *Comput. Econ.*, vol. 37, no. 4, pp. 363–374, 2011.
- [14] T. Y. E. Nababan, B. Warsito, and A. Rusgiyono, “Pemodelan Wavelet Neural Network untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar AS,” *J. Gaussian*, vol. 9, pp. 217–226, 2020.
- [15] I. D. G. Budiastawa, I. Santiyasa, and C. R. A. Pramatha, “Prediksi Dan Akurasi Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap US Dolar Menggunakan Radial Basis Function Neural Network,” *J. Ilmu Elektron. Ilmu Komput. Udayana*, vol. 7, no. 4, 2019.
- [16] A. H. Moghaddam, M. H. Moghaddam, and M. Esfandiyari, “Stock market index prediction using artificial neural network,” *J. Econ. Financ. Adm. Sci.*, vol. 21, no. 41, pp. 89–93, 2016.
- [17] N. Nikentari, H. Kurniawan, N. Ritha, and D. Kurniawan, “Optimasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dengan Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Pasang Surut Air Laut,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, 2018.
- [18] P. Arsi and J. Prayogi, “Optimasi Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Menggunakan Neural Network Berbasis Algoritma Genetika,” *J. Inform. BSI*, vol. 7, no. 1, pp. 8–14, 2020.
- [19] E. Verianto and S. B. D. Oetomo, “Artificial Neural Network Model with PSO as a Learning Method to Predict Movement of the Rupiah Exchange Rate against the US Dollar,” *Int. J. of Applied Inf. Technol.*, vol. 04, no. 02, pp. 0–2, 2021.
- [20] S. A. Wicaksono, “Optimasi Sistem Penempatan Magang Menerapkan Algoritma Genetika,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 1, 2019.
- [21] Ridwansyah and E. Purwaningsih, “Particle Swarm Optimization untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Pemasaran Bank,” *Pilar Nusa Mandiri*, vol. 14, no. 1, pp. 83–88, 2018.
- [22] N. F. Istighfarin, “Penerapan Metode Particle Swarm Optimization (PSO) Dan Genetic Algorithm (Ga) Pada Sistem Optimasi Visible Light Communication (VLC) Untuk Menentukan Posisi Robot,” *J. SIMETRIS*, vol. 11, no. 1, pp. 279–286, 2020.
- [23] M. Nabipour, P. Nayyeri, H. Jabani, S. S., and A. Mosavi, “Predicting Stock Market Trends Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms Via Continuous and Binary Data ; a Comparative Analysis,” in *IEEE Access*, 2020, pp. 150199–150212.