



## PREDIKSI NILAI TUKAR US DOLLAR DAN RINGGIT MALAYSIA TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY*

Batari Wahyu Pangesti<sup>1\*</sup>, Achmad Fahrurozi<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universitas Gunadarma, Depok 16424

\* Email Korespondensi: batariw@gmail.com

INFO ARTIKEL	ABSTRAK
<p><b>Sejarah Artikel:</b> Diterima : 09/05/2023 Diperbaiki : 05/06/2023 Disetujui : 07/06/2023 Tersedia daring : 15/07/2023</p>	<p>Riset ini bertujuan untuk membangun model serta mengukur kemampuan model dalam memperhitungkan data <i>time series</i> kurs US Dollar serta Ringgit Malaysia menggunakan metode <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM) memastikan banyaknya <i>epochs</i> yang diperlukan untuk menghasilkan nilai <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE) serta <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) terbaik. Dataset diunduh dari website <i>Yahoo Finance</i> dengan rentang periode 1 Januari 2007 hingga 31 Desember 2019. Riset ini memprakirakan data nilai tukar US Dollar rentang waktu 9 Agustus 2017 hingga 31 Desember 2019 dan juga kurs Ringgit Malaysia untuk rentang waktu 22 Mei 2017 hingga 31 Desember 2019. Mengulangi proses LSTM untuk jumlah <i>epochs</i> yang berbeda, diperoleh bahwa jumlah <i>epochs</i> cukup mempengaruhi kepada nilai RMSE serta MAPE, dengan <i>epochs</i> terbaik yaitu 60 <i>epochs</i> untuk kurs US Dollar serta 80 <i>epochs</i> untuk Ringgit Malaysia. Dengan memakai model dengan 70 neuron di tiap unitnya, didapat hasil pengujian yang cukup baik. Hasil Perkiraan untuk data kurs US Dollar dengan nilai RMSE terbaik sebesar 69.0328 dan MAPE 0,34%. Sedangkan itu data kurs Ringgit Malaysia nilai RMSE terbaik sebesar 24.9369 dan MAPE 0,51%.</p>
<p>e-ISSN 2961-9009 p-ISSN 2963-1289</p>	
<p>DOI : <a href="https://doi.org/10.58290/jukomtek.v2i1.82">https://doi.org/10.58290/jukomtek.v2i1.82</a></p>	<p><b>Kata Kunci:</b> <i>Nilai tukar, long short-term memory, forecasting, time series.</i></p>
<p>©2022. Diterbitkan oleh Jurnal Komputer dan Teknologi (JUKOMTEK). Artikel ini memiliki akses terbuka di bawah lisensi CC BY (<a href="https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/">https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</a>)</p>	

### PENDAHULUAN

Di era pasar bebas saat ini, perkembangan ekonomi dunia terus berlanjut. Ini membuat uang berpindah dari satu negara ke negara lain dengan sangat cepat. Nilai mata uang nasional tentu saja berbeda. Nilai mata uang nasional sangat dipengaruhi oleh aliran

modal antar negara. Krisis mata uang atau tingginya nilai mata uang negara lain terhadap suatu negara menyebabkan situasi ekonomi suatu negara menjadi lebih buruk. Ini menjadikan nilai tukar mata uang nasional selaku salah satu indikator ekonomi terpenting. Nilai tukar saat ini memiliki implikasi yang luas mengingat hampir semua negara melakukan transaksi valuta asing atau mata uang. Salah

satu hal penting yang harus diperhatikan dalam nilai tukar adalah nilai tukar. Nilai tukar adalah perbedaan antara nilai tukar negara.

Nilai tukar mata uang asing terhadap rupiah terus berubah, perubahan nilai tukar ini mempengaruhi kondisi barang yang diimpor dari luar negara sedemikian rupa alhasil mempengaruhi perekonomian dalam negara. Pada dasarnya ditentukan oleh penawaran dan permintaan mata uang tersebut. Prediksi nilai tukar menjadi tantangan bagi banyak dekade, juga menerima banyak perhatian khususnya di bidang keuangan. Penelitian mengenai prediksi nilai tukar mata uang telah banyak dilakukan dan dikembangkan dengan menggunakan berbagai macam metode dengan pendekatan pembelajaran mesin (*machine learning*) atau pendekatan dari gabungan beberapa metode sehingga memperoleh hasil yang akurat.

Sriyana, Martha, dan Sulistianingsih (2019) melakukan penelitian untuk memprediksi nilai tukar US Dollar terhadap rupiah menggunakan *Support Vector Regression* (SVR). Berdasarkan penelitian ini, diperoleh hasil prediksi dari data training yaitu data kurs US Dollar terhadap 415 data dengan menggunakan metode SVR adalah baik dengan RMSE sebesar 54,3156 (nilai prediksi mengandung error sekitar 54,3156 rupiah) dan data testing sebanyak 30 data diperoleh nilai RMSE 66,8015 (nilai prediksi mengandung kesalahan sekitar 66,8015 rupiah).

Budiastawa, Santiyasa, & Pramatha (2019) melakukan penelitian Prediksi dan Akurasi Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap US Dolar Menggunakan Radial Basis *Function Neural Network*. Dari riset tersebut diperoleh arsitektur jaringan dengan nilai akurasi sangat baik ialah dengan 7 hidden neuron, learning rate 0,3 serta nilai error proses training sebesar 0,042 dengan nilai akurasi training ialah 95,82%. Nilai- nilai tersebut diperoleh dengan 2258 kali proses training. Nilai error yang dihasilkan pada proses pengujian sebesar 0,027 serta nilai akurasi proses testing ialah 97,29%.

Hutauruk, Jondri, & Rismala (2014) melakukan penelitian Perancangan Model Sistem Prediksi Nilai Tukar Rupiah terhadap US Dollar Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *QuickPropagation*. Dari penelitian tersebut membandingkan performansi Jaringan Syaraf Tiruan *Quickpropagation* dengan

Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*, diperoleh bahwa Jaringan Syaraf Tiruan *Quickpropagation* menghasilkan akurasi testing yang lebih baik.

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* yang merupakan salah satu jenis RNN yang telah di modifikasi dengan menambah *memory cell* yang dapat menyimpan informasi untuk jangka waktu yang lama. *Long Short Term Memory* menyimpan informasi terhadap pola- pola pada data. *Long Short Term Memory* bisa mempelajari informasi mana saja yang akan disimpan serta informasi mana saja yang hendak dibuang, karena pada tiap neuron *Long Short Term Memory* mempunyai sebagian gates yang mengendalikan memori pada tiap neuron itu sendiri. Secara umum, prediksi nilai tukar mata uang dapat dilakukan dengan menganalisis pola data masa lalu. Salah satu metode untuk memprediksi pergerakan harga mata uang asing, metode *Long Short Term Memory* yang merupakan salah satu jenis RNN yang telah di modifikasi dengan menambah *memory cell* yang dapat menyimpan informasi untuk jangka waktu yang lama. Pada penelitian ini, digunakan data nilai tukar mata uang US Dollar (USD) dan Ringgit Malaysia (MYR) terhadap Rupiah (IDR). Mata uang USD dipilih karena menjadi salah satu mata uang internasional, sementara mata uang MYR dipilih sebagai pembanding fluktuasi nilai tukar USD/IDR dengan mata uang lain/IDR, sekaligus karena berasal dari negara yang memiliki kedekatan geo-ekonomi dengan Indonesia.

## LANDASAN TEORI

### Kurs Valuta Asing

Mata uang asing yakni mata uang negeri lain. Mata uang yang dipertukarkan dengan mata uang lain disebut transaksi valuta asing maupun valas yakni nilai sesuatu mata uang dibandingkan dengan mata uang yang lain disebut dengan kurs ataupun nilai ubah mata uang atau *exchange rate*. Nilai tukar valas merupakan analogi nilai ataupun harga antara mata uang asing yang dinyatakan ataupun dipertukarkan kepada nilai mata uang nasional. Tempat bertemunya penawaran serta permintaan mata uang disebut pasar valuta

asing (Muslimah, S., 2020, Maret 22).

### Forecasting

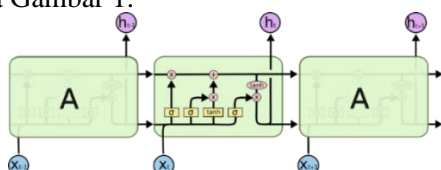
Peramalan bermaksud untuk memprediksi peluang ekonomi serta aktivitas usaha dan pengaruh area kepada peluang itu. Peramalan merupakan bagian terpenting dari tiap keputusan manajemen pada industri ataupun organisasi bidang usaha apa pun. Prediksi bisa menjadi dasar perencanaan waktu pendek, menengah, ataupun Panjang. Saat membuat prediksi, penting agar kesalahan sesedikit mungkin. Prakiraan atau prediksi dapat dilihat dalam konteks pengambilan keputusan (Muchlisin Riadi, 2017, November 15).

### Time Series

*Time series* adalah kumpulan data yang diatur menurut periode waktu. Frekuensi deret waktu yaitu dapat mencakup tahun, bulan, jam, atau bahkan milidetik. Selama data disimpan dalam urutan kronologis, itu adalah data *time series*. Data *time series* dapat disimpan berdasarkan periode harian, mingguan, bulanan, tahunan atau lainnya yang ditentukan dalam periode yang sama. Untuk data *time series*, nilai observasi satu periode diasumsikan dipengaruhi oleh nilai observasi periode sebelumnya. Analisis *time series* dengan demikian memungkinkan prediksi (*forecasting*) masa depan. (Wizsa, U. A., 2018, November 3)

### Long Short Term Memory

*Long Short Term Memory* merupakan tipe arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang didesain untuk menjauhi permasalahan ketergantungan jangka panjang. Jaringan LSTM neuron tunggal mempunyai 4 lapisan yang saling berhubungan, yakni 3 lapisan sigmoid serta satu lapisan tanh. Saat nilai dihitung memakai fungsi aktivasi sigmoid, nilai yang dikembalikan merupakan antara nol hingga satu. Untuk fungsi aktivasi tanh, ini mengembalikan angka minus satu hingga satu. Berikut ilustrasi Struktur LSTM ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Struktur *Long Short Term Memory*  
[Sumber: Colah.github.io]

### Jupyter Notebook

Jupyter notebook ialah aplikasi antar muka berplatform website yang dapat dipakai untuk membuat program analisa yang bisa diintegrasikan dengan Spark. Jupyter notebook serta bisa membuat program analisa yang memakai metode machine learning dan memproduksi diagram analisa.

(<https://jupyter.readthedocs.io/en/latest/>).

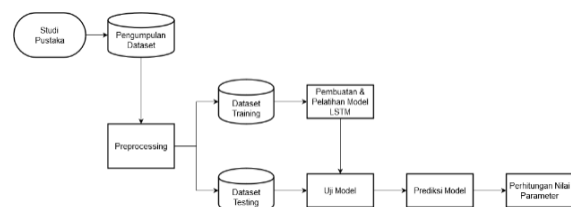
### Parameter Performa Model *Time Series*

*Root Mean Square Error* (RMSE) menghitung nilai kesalahan atau selisih antara data prediksi dan aktual. RMSE adalah rata-rata jumlah kesalahan yang dikuadratkan, juga bisa menjadi ukuran jumlah kesalahan yang dihasilkan oleh model peramalan. Nilai RMSE yang rendah berarti variabilitas nilai yang dihasilkan oleh model prediksi mendekati variabilitas nilai observasi. (Statistics How To., 2020).

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menunjukkan seberapa besar kesalahan estimasi dibandingkan dengan nilai sebenarnya. MAPE adalah kesalahan absolut rata-rata selama periode waktu tertentu, yang kemudian dikali 100% untuk mendapatkan hasil persentase. MAPE juga merupakan ukuran akurasi relatif yang digunakan untuk menentukan persentase penyimpangan dari hasil perkiraan (aindhae.com, 2019, Desember 17).

## METODE PENELITIAN

### Perancangan Sistem



Gambar 2. Alur Proses Analisis dan Perancangan

Perancangan sistem merupakan tahap awal dalam melakukan penelitian. Perancangan sistem menjelaskan langkah – langkah sebelum

membangun sebuah sistem.

### Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diunduh dari situs publikasi *Yahoo Finance* (<https://finance.yahoo.com>). Dataset yang diunduh merupakan nilai tukar US Dollar terhadap Rupiah, dan nilai tukar Ringgit Malaysia terhadap Rupiah.

Date	Open	High	Low	Close*	Adj Close**	Volume
Dec 31, 2019	13.923.0000	13.935.0000	13.831.0000	13.919.0000	13.919.0000	-
Dec 30, 2019	13.944.2998	13.950.2002	13.881.0000	13.953.7998	13.953.7998	-
Dec 27, 2019	13.978.0000	13.990.5000	13.939.0000	13.977.5000	13.977.5000	-
Dec 26, 2019	13.990.0000	14.042.5000	13.732.7998	13.991.0000	13.991.0000	-
Dec 25, 2019	13.990.0000	13.990.0000	13.719.0000	13.961.0000	13.961.0000	-
Dec 24, 2019	13.990.0000	13.992.0996	13.953.7002	13.955.5996	13.955.5996	-
Dec 23, 2019	13.958.0000	13.992.2998	13.958.0000	13.957.5996	13.957.5996	-

Gambar 3. Halaman Publikasi Yahoo Finance Nilai Tukar USD/IDR

Date	Open	High	Low	Close*	Adj Close**	Volume
Dec 31, 2019	3.393.2400	3.395.5300	3.340.7900	3.393.2400	3.393.2400	-
Dec 30, 2019	3.388.8999	3.392.8101	3.329.7800	3.388.8999	3.388.8999	-
Dec 27, 2019	3.381.2200	3.381.2200	3.326.4600	3.381.2200	3.381.2200	-
Dec 26, 2019	3.326.4600	3.378.3799	3.326.4600	3.326.4600	3.326.4600	-
Dec 25, 2019	3.378.3799	3.378.3799	3.326.4600	3.378.3799	3.378.3799	-
Dec 24, 2019	3.372.3301	3.372.3301	3.321.6399	3.372.3301	3.372.3301	-
Dec 23, 2019	3.366.1299	3.366.1299	3.321.6399	3.366.1299	3.366.1299	-

Gambar 4. Halaman Publikasi Yahoo Finance Nilai Tukar MYR/IDR

Data yang dipergunakan mulai dari rentang waktu 1 Januari 2007 sampai dengan 31 Desember 2019, dengan total data berjumlah 6544 data, terdiri dari 3392 dataset Nilai Tukar US Dollar dengan pembagian 2709 data *Training* dan 677 data *Testing*. Dan 3152 dataset Nilai Tukar Ringgit Malaysia dengan pembagian 2472 untuk data *Training* dan 618 data *Testing*. Periode data terambil dipilih dengan alasan mengetahui pola data yang cukup banyak, agar dapat mempelajari data dengan baik sehingga mendapatkan model dengan performa yang baik.

Penggunaan “Close” sebagai parameter adalah dikarenakan harga penutupan (*closing price*) menjadi acuan harga pembukaan dihari selanjunya.

### Preprocessing

Tahapan *preprocessing* yang dilakukan yaitu *Cleansing* dan *Scaling*, dengan alasan untuk menghilangkan data yang tidak lengkap, konsistensi data dan meningkatkan performa model.

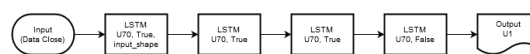
### Alokasi Data

Alokasi data membagi dataset menjadi 2 jenis yaitu *Training* dan *Testing*. *Training* yaitu bagian dari dataset yang dilatih untuk membuat prediksi atau menjalankan fungsi dari sebuah Algoritma. *Testing* yaitu bagian dari dataset yang akan diuji untuk melihat keakuratannya atau performanya. Pada proses pembentukan model prediksi pembagian data *Training* dan data *Testing* yang digunakan yaitu 80:20.

### Rancangan Model Long Short Term Memory



Gambar 5. Rancangan Model Long Short Term Memory (50 Neuron)



Gambar 6. Rancangan Model Long Short Term Memory (70 Neuron)

### Pelatihan Model

Dilakukan proses training atau pelatihan sampai mencapai hasil terbaik. Epochs yang digunakan adalah 50, 60, 70 dan 80 epochs, dengan batchsize sebesar 32, guna mencari nilai RMSE terkecil dan mendapatkan hasil prediksi yang mendekati nilai sebenarnya.

$$history = model.fit(x\_train, y\_train, batch\_size=32, epochs=80)$$

### Pengujian Model

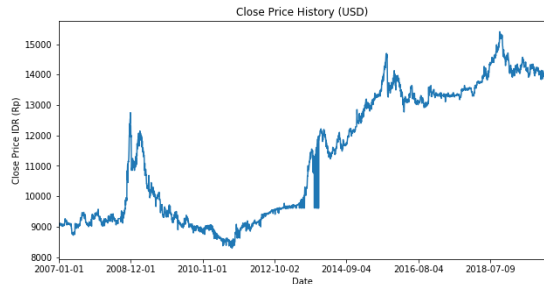
Pengujian model menggunakan parameter RMSE dan MAPE, pengujian model guna melihat performa kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai observasi.

$$rmse = np.sqrt(np.mean((predictions - y\_test)**2))$$

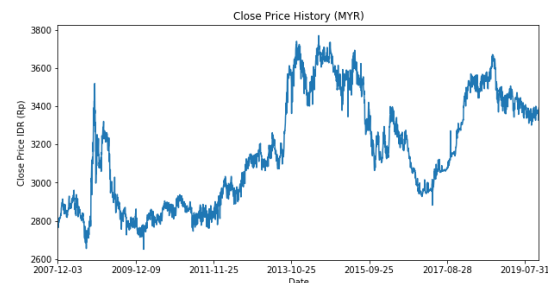
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Akuisisi Data

Akuisisi data merupakan teknik mengumpulkan data yang kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik atau gambar atau diagram.



Gambar 7. Grafik Nilai Tukar USD/IDR



Gambar 8. Grafik Nilai Tukar MYR/IDR

Gambar 7 dan Gambar 8 fluktuasi paling beragam terdapat pada data nilai tukar Ringgit Malaysia. Grafik nilai tukar Ringgit Malaysia mengalami guncangan pada beberapa periode yang cukup significant.

### Hasil Pengujian Model

Pengujian ini menggunakan 20% data dari dataset yang disediakan. Dengan demikian, jumlah data *Testing* untuk dataset US Dollar (USD) sebanyak 677 data, sedangkan jumlah data *Testing* untuk dataset Ringgit Malaysia (MYR) sebanyak 618 data.

Tabel 1. Nilai RMSE

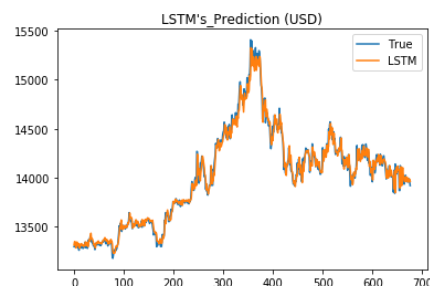
Epochs	50 Neuron		70 Neuron	
	USD/IDR	MYR/IDR	USD/IDR	MYR/IDR
50	79.2730	27.3923	137.8548	45.9971
60	75.2406*	41.7814	69.0328*	28.7684
70	104.3739	26.1015	124.4527	28.3478
80	83.0728	25.5198*	93.8544	24.9369*

Tabel 2. Nilai MAPE

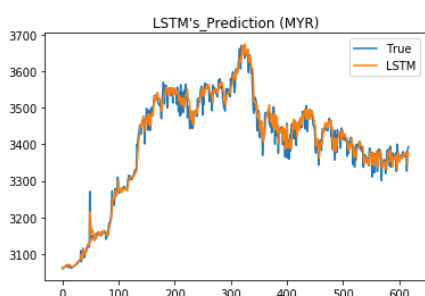
Epochs	50 Neuron		70 Neuron	
	USD/IDR	MYR/IDR	USD/IDR	MYR/IDR
50	0.45%	0.60%	0.84%	1.18%
60	0.37%*	1.01%	0.34%*	0.63%
70	0.53%	0.57%	0.67%	0.59%
80	0.38%	0.52%*	0.42%	0.51%*

Angka yang dicetak tebal menandakan nilai RMSE dan MAPE terendah pada perbandingan nilai tukar. Sedangkan angka yang diberi tanda bintang merupakan nilai RMSE dan MAPE terendah yang terdapat dalam kolom tersebut.

Bahwa RSME dan MAPE terendah untuk masing-masing dataset (dinyatakan dengan kolom) diperoleh secara konsisten dalam hal jumlah *epochs*, yakni 60 *epochs* untuk dataset USD/IDR dan 80 *epochs* untuk dataset MYR/IDR, baik menggunakan 50 neuron maupun 70 neuron. Hal yang membedakan adalah kecepatan running program untuk model dengan 50 neuron lebih cepat dibanding model dengan 70 neuron. Nilai RMSE dari model yang menggunakan 70 neuron secara konsisten lebih baik dibanding model dengan menggunakan 50 neuron, ditandai dengan menurunnya nilai RMSE yang diperoleh.



Gambar 9. Visualisasi Prediksi LSTM Data USD/IDR dengan 60 Epochs (70 Neuron)



Gambar 10. Visualisasi Prediksi LSTM Data MYR/IDR dengan 80 Epochs (70 Neuron)

### Analisis Fluktuasi Dataset Berdasarkan Hasil Pengujian Model Dengan Parameter RMSE dan MAPE

Analisis hasil pelatihan ini untuk membandingkan perbedaan nilai data uji dan data prediksi berdasarkan banyaknya pembelajaran data. Berdasarkan 4 kali pelatihan dengan *layer* yang berisi 50 neuron didapatkan nilai RMSE yang cukup besar untuk prediksi nilai tukar US Dollar (USD/IDR) dibandingkan Ringgit Malaysia (MYR/IDR). Nilai RMSE terendah pada nilai tukar US Dollar (USD/IDR) didapatkan pada 60 *epochs*, yaitu sebesar 75.2406 (RMSE tidak memiliki satuan). Sedangkan pada nilai tukar Ringgit Malaysia (MYR/IDR) didapatkan pada 80 *epochs*, yaitu sebesar 25.5198.

Hasil pelatihan dengan *layer* yang berisi 70 neuron didapatkan nilai RMSE yang juga cukup besar untuk prediksi nilai tukar US Dollar (USD/IDR) dibandingkan Ringgit Malaysia (MYR/IDR). Nilai RMSE terendah pada nilai tukar US Dollar (USD/IDR) didapatkan pada *epochs* 60, yaitu sebesar 69.0328 (RMSE tidak memiliki satuan). Sedangkan pada nilai tukar Ringgit Malaysia (MYR/IDR) didapatkan pada *epochs* 80, yaitu sebesar 24.9369.

Perbedaan hal ini dikarenakan range nilai dari nilai tukar US Dollar dan Ringgit Malaysia berbeda. Nilai US Dollar memiliki range nilai mulai dari 8.000 hingga 14.000 sedangkan Ringgit Malaysia memiliki range nilai mulai dari 3.000 hingga 4.000, terlihat dari perbedaan range nilai tukar mata uang sehingga nilai US Dollar yang memiliki nilai RMSE lebih tinggi belum bisa dikatakan buruk, sehingga dilihat dari parameter lain yaitu

MAPE bahwa persentase error terendah dimiliki oleh US Dollar sebesar 0,34% pada 60 *epochs*, sedangkan Ringgit Malaysia sebesar 0,51% pada 80 *epochs*. Hal ini menunjukkan bahwa nilai Ringgit Malaysia yang terlihat secara visual memiliki fluktuasi tinggi sangat sulit untuk diprediksi.

### KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dilakukan Prediksi Nilai Tukar US Dollar dan Ringgit Malaysia Terhadap Rupiah menggunakan Bahasa pemrograman *python* dengan metode *Long Short Term Memory*. Hasil pengujian diperoleh hasil yang cukup baik.

Nilai RMSE yang tinggi disebabkan karena perbedaan range nilai pada dataset. Sehingga diperlukan perbandingan parameter lain untuk menunjukkan fluktuasi. Dapat disimpulkan nilai tukar Ringgit Malaysia yang mengalami fluktuasi lebih sulit untuk diprediksi. Diharapkan dapat menambah data nilai tukar mata uang lain yang memiliki fluktuasi dengan range nilai mata uang yang hampir sama dan membangun model lain dengan menggunakan algoritma atau parameter lainnya.

### ACKNOWLEDGEMENTS

Paper ini adalah hasil penelitian tugas akhir mahasiswa.

### DAFTAR PUSTAKA

- aindhae.com. (2019). *Cara Menghitung Mean Absolute Percentage Error (MAPE) Dengan Excel*. <https://www.aindhae.com/2019/12/cara-menghitung-mean-absolute.html>
- Aldi, M. P., Jondri, & Aditsania, A. (2018). Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin. *e-Proceeding of Engineering*, Vol.5, No.2 Agustus 2018 | Page 3548.
- Budiastawa, I., Santiyasa, I., & Pramarta, C. (2019). Prediksi Dan Akurasi Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap US Dolar Menggunakan Radial Basis Function Neural Network. *Jurnal*

- Elektronik Ilmu Komputer Udayana, Volume 7, No 4.*
- Hutauruk, A. B., Jondri, & Rismala, R. (2014). Perancangan Model Sistem Prediksi Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan QuickPropagation. *e-Proceeding of Engineering*, 764.
- Jupyter. (n.d.). *Jupyter Project Documentation*. <https://jupyter.readthedocs.io/en/latest/>
- Muslimah, S. (2020). *Penjelasan Lengkap Kurs Valuta Asing*. <https://www.jurnal.id/id/blog/penjelasan-lengkap-mengenai-kurs-valuta-asing/>
- Olah, C. (2015). *Understanding LSTM Networks*. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
- Riadi, M. (2021). Pengertian, Fungsi dan Jenis-Jenis Peramalan (Forecasting). <https://www.kajianpustaka.com/2017/11/pengertian-fungsi-dan-jenis-peramalan-forecasting.html>
- Sriyana, Martha, S., & Sulistianingsih, E. (2019). Prediksi Nilai Tukar Dolar Amerika Serikat Terhadap Rupiah Dengan Metode Support Vector Regression (SVR). *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya (Bimaster)*, Vol 08, No. 1, hal 1-10
- Statistics How To. (2020). *What is Root Mean Square Error (RMSE)?* <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/regression-analysis/rmse-root-mean-square-error/>
- Wijaya, C. Y. (2019). *Mengenal Time Series dan Struktur yang Membentuknya*. <https://medium.com/purwadhikaconnect/mengenal-time-series-dan-struktur-yang-membentuknya-2e74252178c2>
- Wizza, U. A. (2018). *Data Time Series (Deret Waktu)*. <https://swanstatistics.com/data-time-series-deret-waktu/>