

Prediksi harga Forex menggunakan algoritma Long Short-Term Memory.

Mohammad Rezza Pahlevi^{*1}, Kusrini Kusrini², and Tonny Hidayat³

1-3 Universitas AMIKOM Yogyakarta Jl. Padjajaran, Ring Road Utara, Kel. Condongcatur, Kec. Depok, Kab. Sleman, Prop. Daerah Istimewa Yogyakarta
mupahlevirezza48@students.amikom.ac.id; kusrini@amikom.ac.id;
tonny@amikom.ac.id

Abstrak

Aktivitas perdagangan mata uang asing triliunan dolar per hari terjadi pada pasar forex memiliki pergerakan sangat fluktuatif dalam perdagangan mata uang asing. Perdagangan berdasarkan harga bid dan ask. Pasar menentukan nilai tukar mata uang asing berdasarkan aturan penawaran dan permintaan. Perdagangan mata uang yang berpasangan seperti EUR/USD merupakan perbandingan nilai mata uang Euro terhadap Dollar sebagai dasar penelitian, naik dan turunnya harga mata uang dalam forex bergerak secara fluktuatif, sehingga seorang pelaku pasar harus dapat memutuskan posisi dalam pembelian dan penjualan. Karena keputusan yang tidak tepat dapat menyebabkan kerugian. Salah satu untuk mengurangi resiko dalam mengambil keputusan dalam pembelian dan penjualan dalam forex dapat menggunakan forecasting. Penelitian ini menggunakan metode LSTM dalam memprediksi harga forex yang akan di uji dalam beberapa skala pembagian dataset. Hasil error terkecil dengan menggunakan total dataset 2631 dengan pembagian dataset 70:15:15, yang dibagi menjadi 70% data untuk training, 15% data sebagai validation dan 15% data untuk testing menghasilkan nilai RMSE 0.038, MAPE 2.5%. Dalam mengukur seberapa baik model regresi yang digunakan dengan R Square pada pembagian data 70:15:15 dan total dataset yang digunakan 4979 mendapatkan hasil yang paling baik yaitu sebesar 97%.

Kata Kunci forex, lstm, rmse, mape, rsquare

Digital Object Identifier 10.36802/jnalanloka.2022.v3-no2-69-76

1 Pendahuluan

Foreign exchange (FOREX) adalah pasar pertukaran mata uang terbesar di dunia. Aktivitas perdagangan mata uang asing triliunan dolar per hari. Pasar forex memiliki pergerakan sangat fluktuatif dalam perdagangan mata uang asing. Pasar forex buka 24 jam sehari, tetapi perdagangan terjadi berdasarkan empat zona waktu utama: zona Australia, Zona Asia, Zona Eropa, dan Zona Amerika Utara di mana masing-masing zona ini zona memiliki jam buka dan jam tutupnya sendiri. Perdagangan berdasarkan harga *bid* dan *ask*. Pasar menentukan nilai tukar mata uang asing berdasarkan aturan penawaran dan permintaan. Diketentuan perdagangan, forex sedikit berbeda dari saham [1].

Pasar forex adalah salah satu yang paling rumit karena memiliki karakteristik volatilitas tinggi, non linieritas, dan ketidakteraturan. Pasar forex tidak dikendalikan oleh satu lembaga atau organisasi, yang membuatnya sangat fluktuatif [2]. Memprediksi pasar forex telah menjadi minat utama para peneliti selama beberapa terakhir dekade. Salah satu mekanisme

* Corresponding author.

terpenting yang diterapkan ke pasar adalah leverage. Berbeda dengan pasar reguler seperti pasar saham, pasar valuta asing tidak perlu memiliki jumlah yang besar uang. Dalam definisi paling sederhana, leverage memungkinkan pembukaan posisi pada pasangan mata uang apa pun yang hanya memiliki perlindungan modal parsial [3]. Perdagangan mata uang yang berpasangan seperti EUR/USD merupakan perbandingan nilai mata uang Euro terhadap Dollar sebagai dasar penelitian, naik dan turunnya harga mata uang dalam forex bergerak secara fluktuatif, sehingga seorang pelaku pasar harus dapat memutuskan posisi dalam pembelian dan penjualan. Karena keputusan yang tidak tepat dapat menyebabkan kerugian. Salah satu untuk mengurangi resiko dalam mengambil keputusan dalam pembelian dan penjualan dalam forex dapat menggunakan *forecasting*.

Penelitian yang dilakukan oleh [4] prediksi forex pada mata uang EURUSD dengan menggunakan metode LSTM. Hasil prediksi ditemukan nilai error sebesar 19,19%. Dalam penelitian yang dilakukan [5] melakukan penelitian menganalisis perilaku masa depan pasangan mata uang dengan cara forecasting. Data yang digunakan yaitu EUR / USD dengan menggunakan tiga metode dalam uji coba yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM), *Recurrent Neural Network* (RNN) dan ARIMA dengan menggunakan rentang waktu 2 januari 1998 hingga 2019. Hasil yang terbaik dalam menggunakan metode ini yaitu LSTM dengan RMSE 0.001808.

Penelitian yang dilakukan oleh [6] melakukan prediksi forex dengan menggunakan model retracement untuk memberikan titik poin yang sempurna untuk mendapatkan hasil yang maksimal, dengan memanfaatkan RNN, Long LSTM, *Bidirectional LSTM* (BiLSTM) dan *Gate Recurrent Unit* (GRU), dengan menggunakan data interval 15 menit dengan mata uang EUR GBP dengan hasil RMSE 1.504 dengan MAPE 0,12%.

Penelitian yang dilakukan oleh [7] dengan menggunakan metode LSTM dan ARIMA untuk memprediksi forex dengan menggunakan data yang di dapat dari Quandl API, data yang digunakan yaitu mata uang USD CAD, GRB USD, AUD USD dengan jangka waktu 26 tahun yaitu dari 1 januari 1993 sampai 29 maret 2019. Pembagian dataset yang digunakan 90% untuk data training dan 10% untuk data validasi. Peneliti menggunakan 2 skenario dalam menguji metode dengan menggunakan time series 1 hari dan 5 hari. Nilai error terkecil yang diperoleh yaitu pada mata uang GBP USD dengan RMSE 0.00286 pada skenario 1 hari dengan menggunakan metode LSTM.

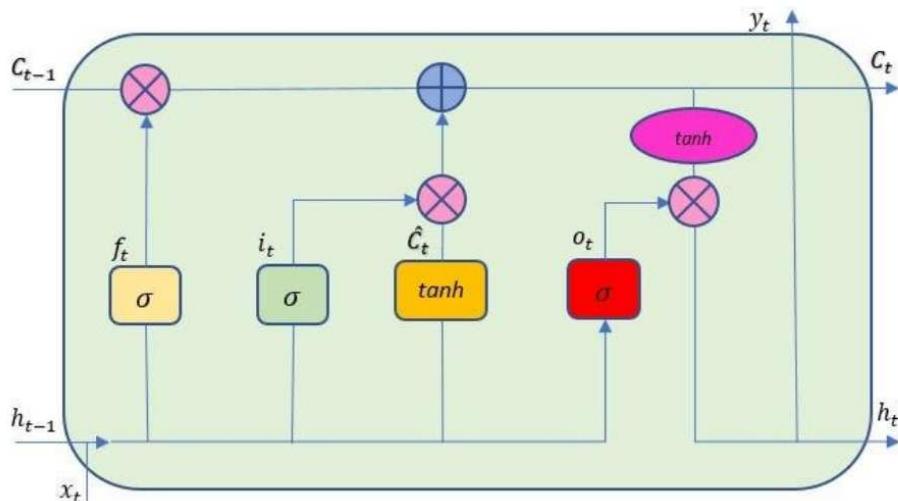
Pada penelitian [8] membandingkan model yang LSTM dan CEEMDAN-LSTM. Pada mata uang AUD/USD dengan menggunakan hidden layer 32 dan batch size 50 dengan nilai dropout 0.04. Menghasilkan nilai RMSE 0.009546 dan MAPE 0.612705. Penelitian [9] melakukan prediksi dengan menggunakan 21 mata uang USD dengan menerapkan metode LSTM and Bi-LSTM. Data yang digunakan dalam melakukan prediksi rentang waktu 3 januari 2000 sampai 31 Desember 2019 dengan pembagian data 80:20. Hasil yang paling bagus pada mata uang SGD/USD dengan nilai RMSE 0.0025. Penelitian mengenai peramalan nilai tukar GBP / CNY dengan menggunakan tiga metode yaitu LSTM, ARIMA dan GRU dilakukan oleh [10]. Waktu nilai tukar yang digunakan GBP / CNY dari 31 januari 2020 hingga 30 september 2021 dan membandingkan hasilnya dengan ARIMA dan GRU. Hasil yang terbaik dengan menggunakan metode LSTM dengan hasil RMSE 0.04268.

Dari semua model dapat menghasilkan hasil yang serupa terhadap data lain, sehingga perlu diuji pada data yang berbeda. Penelitian ini akan menguji metode LSTM dengan menggunakan pasangan mata uang EUR/USD sebagai objek percobaan untuk mengetahui apakah metode ini memiliki tingkat keberhasilan yang serupa dengan penelitian sebelumnya. Penelitian ini akan difokuskan pada penerapan LSTM dalam meramalkan harga EUR/USD dan mengukur hasil peramalan tersebut. Implikasi dari penelitian ini adalah untuk

memberikan manfaat pengetahuan tentang penggunaan LSTM dalam melakukan prediksi perdagangan forex.

2 Metodologi

Penerapan dalam bidang deep learning dengan LSTM merupakan salah satu metode yang sering digunakan dalam prediksi. Long Short Term Memory atau LSTM merupakan model yang populer dengan kekuatan menangani kesenjangan ukuran yang tidak diketahui antara sinya dalam kebisingan data. LSTM dikembangkan akhir tahun 1990 oleh Sepp Hochreiter dan Jürgen Schmidhuber. LSTM bersifat universal sehingga ketika unit jaringan cukup tersedia, apapun data dihitung komputer dengan asumsi ketika memiliki matriks bobot yang dikalibrasi dengan benar [11]. LSTM merupakan varian dari RNN yang berisi sel memori di dalamnya. Setiap neuron LSTM terdiri dari empat sub neuron lain di dalamnya yang bertindak sebagai sel memori. Bobot dari sub-neuron ini membantu LSTM untuk mengingat urutan yang panjang. Sel LSTM original terdiri dari input gate dan output gate dapat dilihat pada Gambar 1.

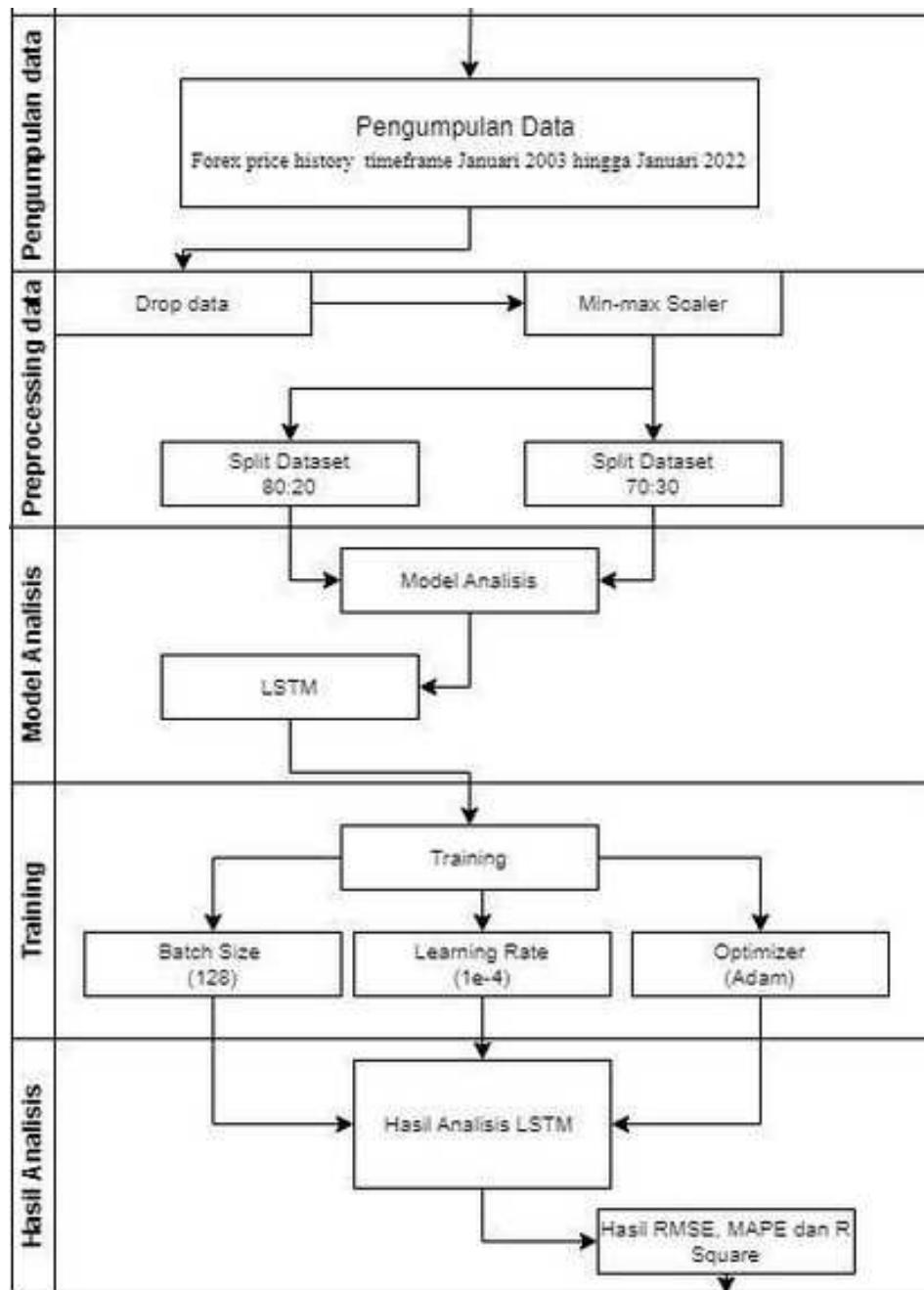


Gambar 1 Arsitektur LSTM.

Pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data primer yang diperoleh dari website berita pasar keuangan global yaitu Investing.com. Dataset terdiri dari 2 jenis dataset yaitu dataset dengan rentang waktu januari 2003 sampai januari 2022 dan januari 2013 sampai januari 2023. dengan timeline data harian. Data yang digunakan dalam melakukan prediksi yaitu EURUSD dengan menggunakan price rata -rata harga pada hari itu. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersifat backward karena dalam penelitian ini akan menghasilkan jarak antara data yang digunakan dengan hasil prediksi. Data backward memungkinkan model LSTM untuk mengakses informasi masa depan dan masa lalu secara bersamaan, sehingga memperkaya pemahaman tentang konteks urutan data.

Data yang di dapat dari Investing.com dengan dataset terdiri dari 2 jenis dataset yaitu dataset dengan rentang waktu januari 2003 sampai januari 2022 dengan total data yang digunakan 4979 dan januari 2013 sampai januari 2023 total data yang digunakan 2631, dengan timeline data harian. Pembagian data akan dilakukan 2 skenario yaitu dengan dataset 70:15:15, yang dibagi menjadi 70% data untuk training, 15% data sebagai validation

dan 15% data untuk testing dan dataset 80:10:10, yang dibagi menjadi 80% data untuk training, 10% data sebagai validation dan 10% data untuk testing. Tahapan alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 2



Gambar 2 Alur penelitian.

Penelitian ini termasuk dalam penelitian eksperimental. Pada penelitian ini melakukan pengumpulan dataset, pre-proses, pembagian data, proses training, proses testing dan penerapan beberapa metode. Hasil dari pengujian ini akan mencari nilai RMSE, MAPE, dan R-square. Dalam penelitian ini menggunakan metode kuantitatif pada data time series

dari nilai mata uang dalam pasar forex.

Hasil akhir dari prediksi ini ditampilkan dalam bentuk grafik hasil dari prediksi. Hasil dari nilai RMSE untuk nilai error terkecil dapat digunakan sebagai landasan dalam faktor apa saja yang mempengaruhi nilai performa yang dihasilkan kedua metode yang diterapkan pada Forex. MAPE untuk mengukur seberapa akurat model yang diterapkan dalam penerapan pada forex. R square untuk mengukur seberapa baik model regresi yang digunakan dengan data yang digunakan.

Dalam tahapan training dengan menyiapkan data yang akan diuji dengan model yang sudah ditentukan. Penerapan library keras akan diterapkan pada model ini karena modularitas dan fleksibilitas keras mudah membangun arsitektur LSTM yang kompleks dengan memadukan berbagai lapisan dan fungsi aktivitas. Pada penelitian ini processing dimulai dari load data untuk memastikan data yang sudah didapatkan udah tersusun dengan baik. Memisahkan data training dan data testing untuk melakukan evaluasi yang akurat terhadap model yang akan digunakan, setelah melakukan pemisahan data akan melakukan normalisasi data yang berfungsi untuk memastikan data berbeda dalam rentang waktu yang sama dan dapat menghindari dominasi variable dengan skala yang lebih besar. Setelah melakukan normalisasi data maka penelitian akan melakukan konversi pada data dengan cara mengurutkan deret waktu yang digunakan dengan urutan yang sesuai dengan Panjang sekuensial yang diterapkan dalam peneltian. Data yang tidak digunakan akan dilakukan drop data. Dalam metode LSTM proses yang digunakan untuk preprocessing yang dilakukan adalah dengan cara min-max scaler. Setelah menampilkan data yang diperlukan langkah selanjutnya drop data yang tidak digunakan dalam proses pemodelan.

peneliti melakukan preprocessing dengan google collabs dengan pengecekan data, menghitung data dataset.Penerapan library keras akan diterapkan pada model ini karena modularitas dan fleksibilitas keras mudah membangun arsitektur LSTM yang kompleks dengan memadukan berbagai lapisan dan fungsi aktivitas. Fitur yang terdapat library keras seperti, regulasi, dropout, initializers, optimizers, dan banyak lagi. Ini memungkinkan peneliti untuk melakukan eksperimen dengan berbagai konfigurasi dan teknik untuk meningkatkan performa model LSTM. Data yang sudah melakukan proses preprocessing kemudian akan dibagi menjadi data training dan data testing. Setelah bebagian data maka akan melakukan pengujian dengan dengan model yang akan ditentukan yang akan menghasilkan nilai error terkecil dan mengevaluasi data yang digunakan dalam analisis regresi untuk mengukur seberapa baik model regresi cocok dengan data yang yang digunakan.

Dalam proses pengujian menggunakan metode LSTM, dilakukan proses pengujian timeline dalam beberapa percobaan data untuk harga mata uang di pasar forex dengan melakukan 2 skenario yaitu Skenario 1 dengan membagi dataset 70:15:15, yang dibagi menjadi 70% data untuk training, 15% data sebagai validation dan 15% data untuk testing sedangkan skenario 2 yaitu dengan dengan membagi dataset 80:10:10, yang dibagi menjadi 80% data untuk training, 10% data sebagai validation dan 10% data untuk testing. Hal ini dilakukan untuk menjadi perbandingan penerapan metode yang digunakan pada harga Forex yang dapat menghasilkan baik atau sebaliknya.

3 Hasil dan pembahasan

Pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data primer yang diperoleh dari website berita pasar keuangan global yaitu Investing.com. Dataset terdiri dari 2 jenis dataset yaitu dataset dengan rentang waktu januari 2003 sampai januari 2022 dengan total data yang digunakan 4979 dan januari 2013 sampai januari 2023 total data

yang digunakan 2631, dengan timeline data harian. Data yang digunakan dalam melakukan prediksi yaitu EURUSD dengan menggunakan price rata -rata harga pada hari itu. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersifat backward karena dalam penelitian ini akan menghasilkan jarak antara data yang digunakan dengan hasil prediksi. Data yang dikumpulkan akan diproses menjadi beberapa timeline yang akan digunakan dalam pengujian dan dibagi menjadi beberapa timeline data yang akan menghasilkan nilai prediksi yang maksimal. Contoh dari data yang digunakan adalah tertampil pada Tabel 1.

Tabel 1 Dataset pada tahun 2003 sampai 2022.

Date	Price	Open	High	Low	Change
2003-01-01	1.0492	1.0494	1.0502	1.0492	-0.09%
2003-01-02	1.0362	1.0492	1.0498	1.0334	-1.24%
2003-01-03	1.0423	1.0359	1.0438	1.0436	-0.59%
2003-01-06	1.0469	1.0417	1.0497	1.0414	-0.44%
2003-01-07	1.0416	1.0463	1.0468	1.0394	-0.51%
...
2022-01-25	1.1299	1.1324	1.1330	1.1263	-0.21%
2022-01-26	1.1237	1.1301	1.1312	1.1235	-0.55%
2022-01-27	1.1143	1.1240	1.1244	1.1132	-0.84%
2022-01-28	1.1143	1.1146	1.1174	1.1121	-0.00%
2022-01-31	1.1233	1.1147	1.1249	1.1249	-0.81%

Setelah data dikumpulkan dan kedua skenario dilatih, dilakukan pengujian dengan menggunakan data uji untuk mengevaluasi tingkat kesalahan dari masing-masing model skenario. Pada skenario 1, beberapa parameter telah diatur, seperti rasio dataset yang terbagi menjadi 70% data untuk pelatihan, 15% data sebagai validasi, dan 15% data untuk pengujian. Sedangkan pada skenario 2, dataset dibagi menjadi 80% data untuk pelatihan, 10% data sebagai validasi, dan 10% data untuk pengujian atau evaluasi penerapan model. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 500 epoch, learning rate 0.0001, optimizer adam, dan ukuran batch 128 untuk setiap pengujian pada setiap model pra-pelatihan. Berikut adalah tabel hasil pengujian pada kasus dataset dengan pembagian data 70:15:15, yang terdiri dari 70% data untuk pelatihan, 15% data sebagai validasi, dan 15% data untuk pengujian, seperti yang terlihat dalam Tabel 2.

Tabel 2 Hasil penelitian skenario 1.

Skenario 1 dengan pembagian data 70:15:15								
No	Tahun Dataset	Total	Model	RMSE	MAPE	R square	Epoch	Learning Rate
1	2003/2022	4979	LSTM	0.058	4%	97%	500	0.0001
2	2012/2022	2631	LSTM	0.038	2.5%	95%	500	0.0001

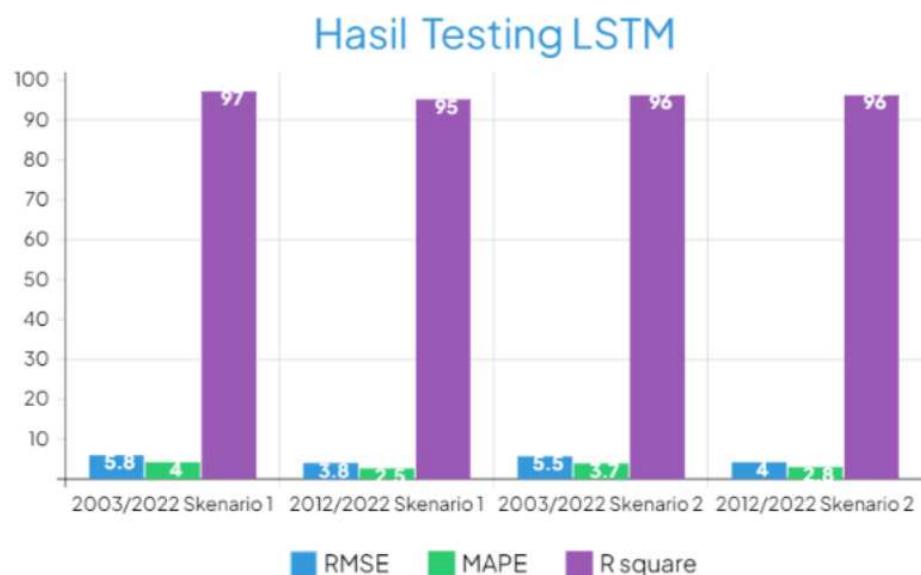
Hasil yang didapat pada skenario 1 ini menunjukkan bahwa model LSTM dengan dataset pada tahun 2003 sampai 2022 menghasilkan RMSE 0.058, MAPE 4% dan R square 97% dan hasil pada tahun 2012 sampai 2022 menghasilkan error yang lebih kecil yaitu RMSE 0.038, MAPE 2.5% dan untuk R square turun 2% dengan hasil 95%. Selanjutnya pada Tabel 3 merupakan hasil dari penerapan skenario 2.

Setelah melihat penerapan Model LSTM pada Tabel 2, dapat diketahui bahwa perbandingan semua skenario menunjukkan hasil yang berbeda dibanding skenario 1. Pada skenario

Tabel 3 Hasil penelitian skenario 2.

Skenario 2 dengan pembagian data 80:10:10								
No	Tahun Dataset	Total	Model	RMSE	MAPE	R square	Epoch	Learning Rate
1	2003/2022	4979	LSTM	0.055	3.7%	96%	500	0.0001
2	2012/2022	2631	LSTM	0.038	2.5%	95%	500	0.0001

2 menggunakan dataset pada tahun 2003 sampai 2022 menghasilkan RMSE 0.055, MAPE 3.7% dan R square 96% dan hasil pada tahun 2012 sampai 2022 menghasilkan error yang lebih kecil yaitu RMSE 0.040, MAPE 2.8% dan untuk R square dengan hasil yang sama yaitu 96%. Perbandingan nilai error yang dihasilkan oleh semua skenario pertama maupun kedua ditampilkan dalam Gambar 3.

**Gambar 3** Grafik hasil testing.

Dari hasil yang terlihat dalam Gambar 5, dapat disimpulkan bahwa semua pengujian pada skenario 1 dengan jumlah data yang lebih sedikit menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan dengan setiap skenario lainnya. R-square digunakan untuk mengukur kualitas model regresi yang digunakan dengan data yang ada, dan diketahui bahwa skenario 1 mencapai hasil terbaik dengan persentase sebesar 97%. Penerapan model LSTM pada kasus dataset yang lebih besar terjadi pada skenario 2, dan menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan dengan skenario 1. Meskipun perbedaan kesalahan antara skenario 1 dan skenario 2 pada model LSTM tidak signifikan, terlihat perbedaan antara keduanya dalam setiap skenario, yang menunjukkan bahwa model LSTM dengan skenario 2 lebih sesuai jika digunakan dalam kasus penelitian dengan dataset yang lebih besar.

4 Kesimpulan dan saran

Berdasarkan analisis dan pengujian yang dilakukan pada dua skenario, yaitu skenario 1 dengan pembagian dataset 70:15:15 (70% data untuk pelatihan, 15% data validasi, dan 15% data pengujian) dan skenario 2 dengan pembagian dataset 80:10:10 (80% data untuk

pelatihan, 10% data validasi, dan 10% data pengujian), dapat disimpulkan bahwa skenario 1 dengan jumlah data yang lebih sedikit menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam prediksi harga forex untuk pasangan mata uang EUR/USD. Ketika menggunakan R-square untuk mengukur kualitas model regresi yang digunakan, skenario 1 memberikan hasil terbaik dengan persentase 97%. Namun, untuk penerapan dataset yang lebih besar, skenario 2 dapat digunakan, karena menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan dengan skenario 1. Saran dalam penelitian ini untuk kedepannya dapat menerapkan beberapa metode seperti GRU yang dapat menjadi perbandingan dalam metode LSTM, yang menjadi perbandingan metode mana yang lebih baik dalam melakukan prediksi.

Pustaka

- 1 Z. Hu, W. Liu, J. Bian, X. Liu, dan T.-Y. Liu, “Listening to chaotic whispers: A deep learning framework for news-oriented stock trend prediction,” in *Proceedings of the eleventh ACM international conference on web search and data mining*, 2018, pp. 261–269.
- 2 J. Henríquez dan W. Kristjanpoller, “A combined independent component analysis–neural network model for forecasting exchange rate variation,” *Applied Soft Computing*, vol. 83, p. 105654, 2019.
- 3 M. S. Islam dan E. Hossain, “Foreign exchange currency rate prediction using a gru-lstm hybrid network,” *Soft Computing Letters*, vol. 3, p. 100009, 2021.
- 4 S. Ahmed, S.-U. Hassan, N. R. Aljohani, dan R. Nawaz, “Flf-lstm: A novel prediction system using forex loss function,” *Applied Soft Computing*, vol. 97, p. 106780, 2020.
- 5 P. Escudero, W. Alcocer, dan J. Paredes, “Recurrent neural networks and arima models for euro/dollar exchange rate forecasting,” *Applied Sciences*, vol. 11, no. 12, p. 5658, 2021.
- 6 L. Qi, M. Khushi, dan J. Poon, “Event-driven lstm for forex price prediction,” in *2020 IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering (CSDE)*. IEEE, 2020, pp. 1–6.
- 7 S. WIJESINGHE, “Time series forecasting: Analysis of lstm neural networks to predict exchange rates of currencies,” *Instrumentation*, vol. 7, no. 4, p. 25, 2020.
- 8 M. Ulina, R. Purba, dan A. Halim, “Foreign exchange prediction using ceemdan and improved fa-lstm,” in *2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*. IEEE, 2020, pp. 1–6.
- 9 M. Z. Abedin, M. H. Moon, M. K. Hassan, dan P. Hajek, “Deep learning-based exchange rate prediction during the covid-19 pandemic,” *Annals of Operations Research*, pp. 1–52, 2021.
- 10 C. Lu, “The long short-term memory of gbp/cny exchange rate forecasts,” in *2022 7th International Conference on Social Sciences and Economic Development (ICSSED 2022)*. Atlantis Press, 2022, pp. 1183–1188.
- 11 H. Puspita, A. Mulyana, H. P. Putro, F. A. Sihombing, F. Ikhram, S. Sutjiningtyas, S. Utomo, A. D. Andriani, V. Pratiwi, J. Friadi *et al.*, *Pengantar Teknologi Informasi*. Haura Utama, 2022.