

ANALISIS PREDIKSI SAHAM TESLA MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)

Rendy Saputra^{1*}, Alfin Gusti Alamsyah², Dandi³, Michael Tjoanda⁴, Kent Nick⁵, Alten Cornelius⁶, Hendrik Fery Herdiatmoko⁷

^{1,2,3,4,5,6,7}Universitas Katolik Musi Charitas

¹rendydovisioso@gmail.com ²alfinalamsyahhh@gmail.com

³dandizhu0053@gmail.com ⁴michaeltjoanda12345@gmail.com

⁵kentnick04@gmail.com, ⁶corneliusalten2001@gmail.com, ⁷hendrik@ukmc.ac.id

Received: 28-11-2024

Revised: 10-12-2024

Approved: 28-12-2024

ABSTRACT

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga saham Tesla menggunakan algoritma Long Short Term Memory (LSTM), yang dikenal efektif dalam menangani data urutan waktu (time series). Permasalahan utama yang dihadapi adalah tingginya volatilitas saham Tesla, yang mempersulit prediksi pergerakan harga secara akurat. Metode yang digunakan melibatkan analisis data historis harga saham Tesla dari 2020 hingga 2024, dengan preprocessing data melalui normalisasi menggunakan StandardScaler, serta pembagian data menjadi set pelatihan dan pengujian. Model LSTM dirancang dengan dua lapisan utama yang memanfaatkan mekanisme forget, input, dan output gate untuk menangkap pola dependensi jangka panjang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mencapai nilai RMSE 0,0417 dan MAPE 0,1866, yang mengindikasikan tingkat akurasi yang baik dalam prediksi harga saham. Visualisasi hasil prediksi juga menunjukkan kesesuaian yang signifikan antara data aktual dan prediksi, menegaskan keandalan model dalam analisis saham. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan metode prediktif di bidang keuangan, khususnya dalam mendukung pengambilan keputusan investasi berbasis teknologi.

Keywords: Prediksi harga saham, Tesla, Long Short Term Memory, deret waktu, analisis keuangan.

PENDAHULUAN

Dalam dunia keuangan, prediksi harga saham menjadi salah satu tantangan besar bagi investor dan analis. Dinamika pasar yang kompleks dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti data historis, volume perdagangan, sentimen pasar, dan indikator ekonomi lainnya. Untuk mengatasi kompleksitas ini, algoritma kecerdasan buatan (AI) dan pembelajaran mesin (*machine learning*) telah menjadi pendekatan populer yang terus berkembang. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah Long Short-Term Memory (LSTM), turunan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang khusus untuk menangani data sekuensial dengan dependensi jangka panjang.

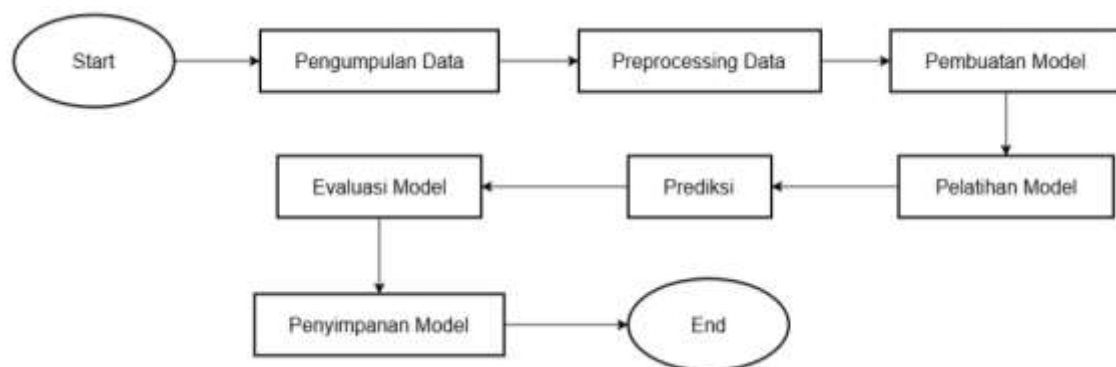
LSTM unggul karena kemampuannya dalam mengatasi masalah vanishing gradient yang sering ditemui pada RNN konvensional. Dengan arsitektur tiga gerbang utama (forget, input, dan output gate), LSTM memungkinkan penyimpanan informasi penting dalam jangka panjang sambil menghapus data yang tidak relevan. Menurut penelitian (Luthfiansyah & Wasito, 2023), algoritma ini terbukti efektif dalam memproses data deret waktu untuk prediksi harga saham dan nilai tukar mata uang. Selain itu, (Shahi et al., 2020) menunjukkan bahwa kombinasi data historis dengan data sentimen pasar meningkatkan performa model LSTM dalam memprediksi pergerakan harga saham.

Prediksi harga saham Tesla menjadi kasus menarik karena perusahaan ini merupakan salah satu pemimpin dalam industri kendaraan listrik dan energi terbarukan. Saham Tesla mencerminkan dinamika pasar yang kompleks dan dipengaruhi oleh tren teknologi global. Studi terbaru yang diterbitkan di *PLOS ONE* mengembangkan model LSTM berbasis mekanisme perhatian untuk memprediksi harga pembukaan saham, di mana model ini menggabungkan data *nonlinear*, seperti sentimen berita, untuk meningkatkan akurasi. Hal ini memperkuat relevansi penggunaan LSTM dalam aplikasi finansial, khususnya untuk perusahaan seperti Tesla.

Untuk mendukung analisis, penggunaan Python sebagai bahasa pemrograman sangat relevan. Python memiliki ekosistem pustaka yang kaya untuk pembelajaran mesin, seperti TensorFlow dan Keras, yang memudahkan implementasi model seperti LSTM. Langkah awal dalam memastikan kualitas data, yaitu data *preprocessing*, juga menjadi elemen penting dalam membangun model prediksi. Proses *preprocessing* meliputi normalisasi data, penanganan outlier, dan pembagian data untuk training dan testing. Menurut (Luthfiansyah & Wasito, 2023), *preprocessing* yang baik tidak hanya meningkatkan kualitas prediksi, tetapi juga mengurangi bias dan memastikan keakuratan hasil model.

Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan algoritma LSTM dalam memprediksi harga saham Tesla berdasarkan data historis yang telah diproses dengan metode seperti *StandardScaler*. Dengan memadukan teknologi pembelajaran mesin dan analisis data finansial, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam menyediakan alat prediksi yang dapat mendukung pengambilan keputusan investasi yang lebih terinformasi. Studi lebih lanjut juga menyarankan penggunaan LSTM berbasis mekanisme perhatian untuk memanfaatkan informasi tambahan seperti sentimen berita keuangan, yang dapat memberikan nilai tambah dalam prediksi harga saham yang lebih presisi.

METODE PENELITIAN



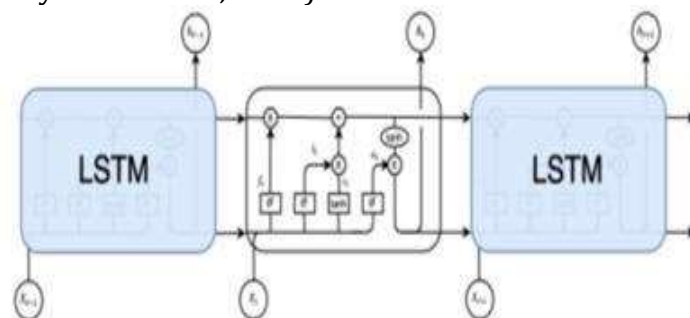
Gambar 1 Alur Metode Penelitian

Penelitian dimulai dengan Pengumpulan Data yang diambil dari *Yahoo Finance* mencakup periode 2020–2024, meliputi harga pembukaan, tertinggi, terendah, dan penutupan saham Tesla. Selanjutnya, dilakukan *Preprocessing Data*, yaitu normalisasi menggunakan *StandardScaler*, pembagian data menjadi set pelatihan (80%) dan pengujian (20%), serta persiapan format *time series*

menggunakan n_steps . Pada tahap Pembuatan Model, dirancang arsitektur *LSTM* dengan dua lapisan utama dan lapisan *dense*, yang kemudian dikompilasi menggunakan *optimizer Adam* dan fungsi *loss Mean Squared Error (MSE)*. Pelatihan Model dilakukan selama 100 *epoch* dengan ukuran *batch* 4 sambil memonitor nilai *loss* untuk memastikan konvergensi. Model kemudian dievaluasi menggunakan metrik *RMSE* dan *MAPE*, serta dibandingkan hasil prediksinya dengan data aktual melalui visualisasi grafik pada tahap Evaluasi Model. Setelah itu, model digunakan untuk Prediksi harga saham Tesla di masa mendatang. Akhirnya, model yang telah dilatih disimpan dalam format *JSON* untuk keperluan penggunaan ulang pada tahap Penyimpanan Model.

1. Long Short Term Memory (LSTM)

Pada bagian ini, kami akan memberikan penjelasan mengenai metode yang akan kami terapkan dalam penelitian ini. Metode analisis yang kami gunakan dalam penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. fokus utama dari metode penelitian ini adalah fokus pada pengumpulan dan pengolahan data dalam jumlah besar, seperti harga saham historis, volume perdagangan, atau faktor ekonomi lain yang mempengaruhi harga saham, yang kemudian dianalisis menggunakan dalam jumlah besar, seperti harga saham historis, volume perdagangan, atau faktor ekonomi lain yang mempengaruhi harga saham, yang kemudian dianalisis menggunakan *machine learning* untuk menghasilkan prediksi. Dengan menggunakan algoritma *Long Short Term Memory (LSTM)* adalah algoritma yang dikenal memiliki kemampuan mumpuni dalam membangun model prediksi, terutama untuk data sekuensial. LSTM merupakan turunan dari *Recurrent Neural Network (RNN)*, sebuah metode yang dirancang untuk mengolah data sekuensial. Namun, RNN menghadapi masalah seperti *vanishing* dan *exploding gradient*. LSTM dikembangkan untuk mengatasi masalah ini dengan menambahkan *memory cell* yang memungkinkan penyimpanan informasi dalam jangka waktu yang lama. Hal ini menjadikan LSTM sebagai salah satu algoritma yang efektif untuk menangani data dengan dependensi jangka panjang, seperti data deret waktu, teks, atau bahkan sinyal audio, karena kemampuannya dalam mempertahankan informasi penting dari urutan sebelumnya (Luthfiansyah & Wasito, 2023).



Gambar 2 Arsitektur LSTM

Arsitektur LSTM memiliki tiga gerbang utama yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* yang bekerja sama untuk mengontrol aliran informasi. Gerbang-gerbang ini memungkinkan LSTM untuk secara selektif mengingat atau melupakan informasi yang relevan. Kemampuan ini membuat LSTM sangat

efektif dalam berbagai aplikasi seperti prediksi time series, pemrosesan bahasa alami, dan pengenalan suara. Di bidang keuangan, LSTM telah terbukti handal dalam memprediksi pergerakan harga saham dan nilai tukar mata uang (Budiprasetyo et al., 2023).

2. Tesla

Tesla, Inc. adalah perusahaan yang didirikan pada tahun 2003 dengan tujuan mempercepat transisi dunia ke energi berkelanjutan. Tesla dikenal sebagai pelopor kendaraan listrik (*electric vehicles* atau *EV*) dan sistem energi ramah lingkungan, dengan produk unggulan seperti Model S, Model 3, Model X, dan Model Y, serta solusi energi seperti Powerwall dan panel surya. Visi Tesla adalah "*to accelerate the world's transition to sustainable energy.*" Perusahaan ini mengubah industri otomotif melalui inovasi pada teknologi baterai, infrastruktur pengisian daya *supercharger*, dan perangkat lunak berbasis kecerdasan buatan. Dengan strategi distribusi langsung tanpa perantara *dealer*, Tesla juga membuka paten teknologinya untuk mendorong perkembangan industri *EV* secara keseluruhan. Di bawah kepemimpinan Elon Musk, Tesla terus mendorong pengembangan kendaraan berkinerja tinggi untuk memperluas permintaan pasar menuju kendaraan listrik. Hal ini membuat Tesla menjadi pemimpin dalam transisi menuju teknologi kendaraan yang lebih bersih. Dampaknya, persaingan di sektor kendaraan listrik pun semakin meningkat (Chen & Perez, 2018).

3. Machine Learning

machine learning merupakan ilmu atau studi yang mempelajari tentang algoritma dan model statistik yang digunakan oleh sistem komputer untuk melakukan task tertentu tanpa instruksi eksplisit. *Machine learning* bergantung pada pola dan kesimpulan. Untuk mendapatkan pola dan kesimpulan tersebut, algoritma *machine learning* menghasilkan model matematika yang didasari dari data sampel yang sering disebut dengan '*training data.*' Pemakaian teknik ini berkaitan dengan pembelajaran mesin dan AI. Mesin ini membuktikan kepada algoritma atau program yang berjalan di komputer. Oleh karena itu, jika kita ingin belajar *machine learning*, pastikan terus berinteraksi dengan data. Semua pengetahuan *machine learning* pasti akan melibatkan data (Atmojo et al., 2024).

4. Python

Python merupakan bahasa pemrograman yang banyak digunakan perusahaan besar maupun *developer* untuk mengembangkan berbagai macam aplikasi berbasis desktop, web, dan mobile. peneliti menggunakan *Python* yang mempunyai sintaksis kode yang sangat jelas dan juga dilengkapi fungsional yang tinggi sehingga mempermudah peneliti dalam menyelesaikan tugas akhir yang terkait dengan pemrograman (Yenila et al., 2023).

5. Preprocessing Data

Data *Preprocessing* merupakan Langkah awal dalam menyiapkan data dan melakukan transformasi terhadap data mentah sesuai dengan format untuk dilakukan analisis selanjutnya. Tahapan-tahapan dalam *preprocessing* meliputi memasukkan dataset ke dalam dataframe menggunakan *pandas*, menampilkan

informasi dari dataset, menampilkan deskripsi statistik dataset, menemukan dan menangani missing values di dataset, menangani *outliers* dataset, visualisasi hubungan antar fitur numerik dengan fungsi *pairplot*. Proses ini penting untuk meningkatkan kualitas data, memastikan analisis lebih akurat, dan mengurangi potensi bias. Data yang diproses dengan baik memungkinkan model memberikan hasil yang valid dan relevan(Luthfiansyah & Wasito, 2023).

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

1. Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data historis harga saham Tesla (TSLA) yang diperoleh dari Yahoo Finance. Data mencakup periode dari 21 Mei 2020 hingga 21 Mei 2024. Fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga pembukaan (Open), harga tertinggi (High), harga terendah (Low), dan harga penutupan (Close) harian, yang dinormalisasi menggunakan *StandardScaler* untuk mengoptimalkan performa model LSTM.

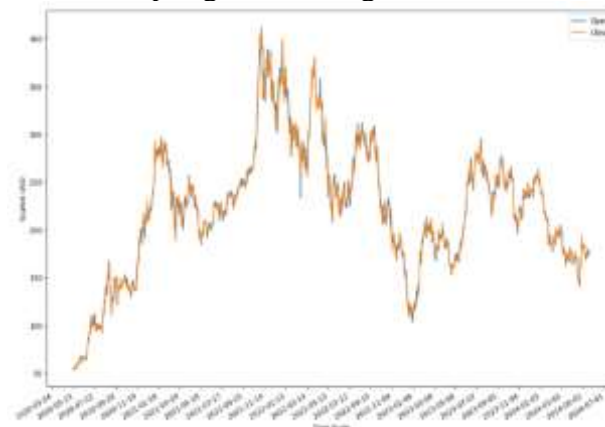
Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2020-05-21	54.400002	55.500000	53.000000	55.173332	55.173332	183819000
2020-05-22	54.811333	55.452000	54.133331	54.458068	54.458068	149812500
2020-05-26	55.633331	55.639999	54.300000	54.591331	54.591331	121345500
2020-05-27	54.723999	55.180668	52.333332	54.881999	54.881999	173242500
2020-05-28	54.234001	54.983334	53.445000	53.720000	53.720000	108834000
...						
2024-05-14	174.500000	179.490005	174.070007	177.550003	177.550003	86407400
2024-05-15	179.899994	180.000000	173.110001	173.990005	173.990005	70663800
2024-05-16	174.100006	175.789993	171.429993	174.839998	174.839998	59612200
2024-05-17	173.550003	179.630005	172.750000	177.460007	177.460007	77445800
2024-05-20	177.559998	177.750000	173.520004	174.949997	174.949997	61727400

1000 rows x 6 columns

Gambar 1 Data Saham Tesla

2. Tahapan *Preprocessing* Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini telah diproses dengan normalisasi menggunakan *StandardScaler*. Hal ini bertujuan untuk mengubah nilai fitur menjadi distribusi standar yang akan memperbaiki performa model LSTM. Setelah dinormalisasi, data kemudian dibagi menjadi *training* dan *testing set* dengan perbandingan 80:20. Input data diorganisasikan dalam bentuk time steps (*n_steps*) untuk memberi urutan pengamatan bagi model LSTM.



Gambar 2 Visualisasi Data Harga Saham Setelah Normalisasi *StandardScaler*

Pada Gambar 2 di atas menunjukkan visualisasi data harga saham yang telah melalui proses normalisasi menggunakan *StandardScaler* dalam rentang

waktu 2020-2024. Grafik tersebut menampilkan dua garis yang merepresentasikan harga *opening* (*Open*) dan penutupan (*Close*) saham yang telah dinormalisasi. Sumbu Y menunjukkan nilai *scaled USD* yang merupakan hasil transformasi *StandardScaler*, sementara sumbu X menunjukkan skala waktu. Visualisasi ini memperlihatkan bahwa data telah berhasil dinormalisasi dengan baik, di mana fluktuasi harga saham tetap terjaga namun dalam skala yang telah distandarisasi, yang akan memudahkan proses pembelajaran model *LSTM*. Pola pergerakan harga saham menunjukkan beberapa fase kenaikan dan penurunan yang signifikan, dengan puncak tertinggi terjadi sekitar pertengahan 2021-2022 mencapai nilai *scaled* sekitar 400, dan titik terendah di awal periode pengamatan tahun 2020 dengan nilai *scaled* sekitar 50. Data yang telah dinormalisasi ini akan menjadi input yang ideal untuk proses *training* model *LSTM*, karena telah memiliki distribusi yang seragam dan skala yang terstandarisasi.

3. Pembentukan Model LSTM

Model *Long Short-Term Memory (LSTM)* terdiri dari dua lapisan *LSTM* dengan 50 *neurons* di setiap lapisan. Lapisan *Dense* digunakan untuk memprediksi harga saham. Model dikompilasi dengan fungsi kerugian *Mean Squared Error (MSE)* dan *optimizer Adam* untuk regresi *time series*.



Layer (type)	Output Shape	Param #
lsta (LSTM)	(None, 20, 50)	10,800
lsta_1 (LSTM)	(None, 20)	20,200
dense (Dense)	(None, 1)	51

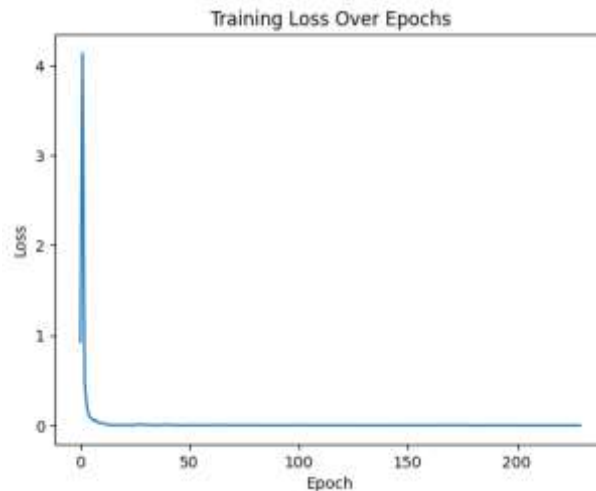
Total params: 31,051 (121.29 KB)
Trainable params: 31,051 (121.29 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 3 Pembentukan Model LSTM

Berdasarkan Gambar 3, arsitektur model LSTM yang diimplementasikan memiliki total 31,051 parameter yang dapat dilatih. Lapisan pertama LSTM memiliki 10,800 parameter dengan *output shape* (None, 20, 50), diikuti lapisan LSTM kedua dengan 20,200 parameter yang menghasilkan *output shape* (None, 50). Lapisan terakhir adalah *Dense* layer dengan 51 parameter yang menghasilkan prediksi tunggal (*output shape* (None, 1)). Seluruh parameter ini akan dioptimalkan selama proses pelatihan untuk mencapai performa prediksi yang optimal. Model tidak memiliki parameter yang tidak dapat dilatih (*non-trainable parameters*), menunjukkan bahwa semua bobot dan bias dalam model dapat disesuaikan selama proses pembelajaran.

4. Pelatihan Model

Model LSTM dilatih menggunakan data pelatihan selama 100 epoch dengan ukuran batch 4. Tanpa melakukan shuffling data, proses pelatihan menghasilkan nilai loss yang menurun secara bertahap, yang menunjukkan bahwa model berhasil mengalami konvergensi.



Gambar 4 Pelatihan Model

Pada Gambar 4 Pelatihan Model, grafik menunjukkan penurunan nilai *loss* selama proses pelatihan model. Pada awal pelatihan, nilai *loss* dimulai dari sekitar 4.0 dan mengalami penurunan yang sangat signifikan hingga *epoch* ke-25. Setelah itu, kurva *loss* mulai stabil dan konvergen mendekati nilai 0, yang mengindikasikan bahwa model telah berhasil mempelajari pola dalam data dengan baik. Stabilitasnya nilai *loss* pada *epoch* akhir juga menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* selama proses pelatihan, dan jumlah *epoch* yang dipilih sudah mencukupi untuk mencapai konvergensi yang optimal. Perilaku kurva *loss* yang menurun secara konsisten ini menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengekstrak dan mempelajari pola temporal dalam data harga saham dengan efektif, serta parameter-parameter model telah berhasil disesuaikan untuk meminimalkan kesalahan prediksi.

5. Evaluasi Model

Setelah pelatihan, model diuji menggunakan data testing. Hasil prediksi model dibandingkan dengan nilai aktual menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengukur akurasi prediksi.

- RMSE (Root Mean Squared Error) mengukur perbedaan antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai aktual, semakin kecil nilai RMSE, semakin baik prediksi yang dihasilkan.
- MAPE (Mean Absolute Percentage Error) mengukur kesalahan prediksi dalam persentase, dengan nilai yang lebih rendah menunjukkan akurasi yang lebih tinggi.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Nilai
RSME	0.04171934505446813
MAPE	0.18659372410296093

6. Visualisasi Hasil Model

Hasil prediksi model LSTM divisualisasikan dalam bentuk grafik perbandingan yang memberikan gambaran yang lebih jelas dan mudah dipahami

mengenai performa model dalam memprediksi data, di mana garis biru digunakan untuk merepresentasikan nilai aktual (*True Values*) dari harga saham berdasarkan data historis yang ada, sedangkan garis merah menunjukkan nilai prediksi (*Predicted Values*) yang dihasilkan oleh model LSTM berdasarkan proses pembelajaran dan pengolahan data sebelumnya. Visualisasi ini bertujuan untuk membantu pengguna memahami tingkat akurasi model dalam menangkap pola data dan memprediksi tren harga saham di masa depan.



Gambar 5 Visualisasi Hasil Model

Pada Gambar 5 Visualisasi Hasil Model, dapat dilihat bahwa model LSTM mampu mengikuti pola pergerakan harga saham dengan cukup baik. Garis prediksi (merah) secara konsisten mengikuti tren dan fluktuasi dari nilai aktual (biru), terutama dalam menangkap perubahan tren yang signifikan. Terlihat beberapa puncak dan lembah yang berhasil diprediksi dengan akurat, seperti pada periode September 2023 yang mencapai nilai tertinggi sekitar 0.75 dan April 2024 yang mencapai titik terendah sekitar -1.25. Meskipun terdapat beberapa perbedaan kecil antara nilai prediksi dan aktual, secara keseluruhan model menunjukkan kemampuan yang baik dalam memprediksi pergerakan harga saham.

7. Prediksi Harga Saham

Model yang telah dilatih digunakan untuk memprediksi harga saham Tesla pada masa mendatang, memberikan gambaran mengenai potensi pergerakan harga berdasarkan pola historis. Proses prediksi ini dimulai dengan menyiapkan data input terbaru yang telah distandardisasi agar sesuai dengan skala data pelatihan, sehingga model dapat mengenali pola dengan lebih akurat. Data ini kemudian diproses melalui model LSTM yang telah terlatih, menghasilkan nilai prediksi yang merepresentasikan estimasi harga saham di masa depan. Dengan pendekatan ini, pengguna dapat memahami tren pasar dan membuat keputusan yang lebih baik terkait investasi saham Tesla. Selain itu, hasil prediksi juga dapat dijadikan acuan untuk analisis lebih lanjut dalam strategi perdagangan saham yang lebih optimal.

8. Simpan Model

Untuk mendukung kemudahan penggunaan ulang dan efisiensi dalam implementasi, model yang telah dilatih beserta bobotnya disimpan dalam format JSON. Proses Penyimpanan ini memastikan bahwa struktur model dan bobot yang telah diperoleh selama pelatihan dapat diakses kembali di masa mendatang

tanpa memerlukan pelatihan ulang. Dengan demikian, model dapat langsung digunakan untuk proses prediksi atau analisis lanjutan, sehingga menghemat waktu dan sumber daya.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian tentang prediksi harga saham Tesla menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*, model yang dikembangkan menunjukkan akurasi baik dengan nilai *Root Mean Squared Error (RMSE)* sebesar 0.042 dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebesar 0.187 (18.7%). Visualisasi hasil menunjukkan kemampuan model dalam mengikuti pola pergerakan harga saham secara akurat, terutama dalam menangkap tren dan fluktuasi signifikan selama periode September 2023 hingga April 2024. Proses *preprocessing* data menggunakan *StandardScaler* serta pembagian data *training-testing* (80:20) terbukti efektif mengoptimalkan kinerja model *LSTM* dengan arsitektur dua lapisan (masing-masing 50 *neurons*). Model mencapai konvergensi selama pelatihan 100 *epoch* dengan *batch size* 4, ditunjukkan oleh penurunan nilai *loss* yang stabil tanpa indikasi *overfitting*.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggraeni, D. T. (2019). Forecasting harga saham menggunakan metode simple moving average dna web scrapping. *Jurnal Ilmiah Matrik*, 21(3).
- Asbullah, J., & Samsudin. (2024). Prediksi Harga Cryptocurrency Binance Berdasarkan Informasi Blockchain dengan Menggunakan Algoritma Random Forest. 8(1), 260–271. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i1.7100>
- Dhea Larasati, K., & Primandari, A. H. (2021). Forecasting Bitcoin price based on blockchain information using long-short term method. In *Parameter: Journal of Statistics* (Vol. 1). www.blockchain.com
- Jaen, H., Darnila, E., & Fikry, M. (2019). Aplikasi peramalan kurs bitcoin_rupiah dengan menggunakan metode double exponential smoothing. *TECHSI - Jurnal Teknik Informatika*, 11(1), 106. <https://doi.org/10.29103/techsi.v11i1.1295>
- Liantoni, F., & Agusti, A. (2020). Forecasting Bitcoin Using Double Exponential Smoothing Method Based on Mean Absolute Percentage Error. www.cryptocompare.com.
- Persson, E. (2022). Forecasting Efficiency in Cryptocurrency Markets A machine learning case study.
- Petrovic, A., Jovanovic, L., Zivkovic, M., Bacanin, N., Budimirovic, N., & Marjanovic, M. (2023). Forecasting Bitcoin Price by Tuned Long Short Term Memory Model. In *Proceedings of the 1st International Conference on Innovation in Information Technology and Business (ICIITB 2022)* (pp. 187–202). Atlantis Press International BV. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-110-4_14
- Rashid, N. A., & Ismail, M. T. (2023). Modelling and Forecasting the Trend in Cryptocurrency Prices. *Journal of Information and Communication Technology*, 22(3), 449–501. <https://doi.org/10.32890/jict2023.22.3.6>
- Ridwan, M. miftah. (2023). Perbandingan hybrid ARIMA-LSTm dan ARIMA-GRU pada prediksi harga bitcoin.
- Slamet Riyadi, A., Puspa Wardhani, I., & Andi Perdana, dan. (2023). Aplikasi perbandingan prediksi harga bitcoin menggunakan deep learning dengan

- metode arima,sarima,LSTM dn gradient boosting regressor. Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi STI&K (SeNTIK), 7(1).
- Atmojo, F.W. *et al.* (2024) 'ANALISIS PEMANFAATAN MACHINE LEARNING GUNA PREDIKSI INDEKS', 9(2).
- Budiprasetyo, G., Hani'ah, M. and Aflah, D.Z. (2023) 'Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)', *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 8(3), pp. 164–172. Available at: <https://doi.org/10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172>.
- Chen, Y. and Perez, Y. (2018) 'Business Model Design: Lessons Learned from Tesla Motors', pp. 53–69. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-319-79060-2_4.
- Luthfiansyah, R. and Wasito, B. (2023) 'Penerapan Teknik Deep Learning (Long Short Term Memory) dan Pendekatan Klasik (Regresi Linier) dalam Prediksi Pergerakan Saham BRI', *Jurnal Informatika dan Bisnis*, 12(2), pp. 42–54. Available at: <https://doi.org/10.46806/jib.v12i2.1059>.
- Yenila, F., Marfalino, H. and Defit, S. (2023) 'Model Analisis Machine Learning dengan Pendekatan Deep Learning dalam Penentuan Kolektabilitas', *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, 12(2), pp. 403–414. Available at: <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i2.54035>.
- Zayini Anwar, M. and Habibi, S. (2020) 'Analisis Prediksi Performasi Arah Pergerakan Saham Apple (Appl) Menggunakan Metode Recurrent Neural Networks/Long Short Term Memory Networks (Rnn/Lstm)', (February).
- Luthfiansyah, R., & Wasito, B. (2023). Penerapan Teknik Deep Learning (Long Short Term Memory) dan Pendekatan Klasik (Regresi Linier) dalam Prediksi Pergerakan Saham BRI. In *Jurnal Informatika dan Bisnis* (Vol. 12, Issue 2).
- Pita, T., Suarna, N., & Dienwati Nuris, N. (2024). PENERAPAN MACHINE LEARNING DALAM MELAKUKAN PREDIKSI HARGA SAHAM PT. BANK MANDIRI (PERSERO) TBK DENGAN ALGORITMA LINEAR REGRESSION. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 1).
- Qiu, J., Wang, B., & Zhou, C. (2020). Forecasting stock prices with long-short term memory neural network based on attention mechanism. *PLoS ONE*, 15(1). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0227222>
- Shahi, T. B., Shrestha, A., Neupane, A., & Guo, W. (2020). Stock price forecasting with deep learning: A comparative study. *Mathematics*, 8(9). <https://doi.org/10.3390/math8091441>