

**ANALISIS KINERJA ARSITEKTUR LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)
DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM ALPHABET INC. (GOOGL)**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh:

NUR NOVIANTO

H96219059

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA
2026**

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : NUR NOVIANTO
NIM : H96219059
Program Studi : SISTEM INFORMASI
Angkatan : 2019

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul “ANALISIS KINERJA ARSITEKTUR LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM ALPHABET INC (GOOGL)” Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya

Surabaya, 19 Juni 2026

Yang menyatakan,



(NUR NOVIANTO)
NIM H96219059

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

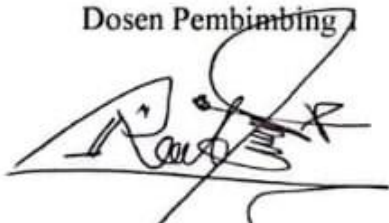
Skripsi oleh

NAMA : NUR NOVIANTO
NIM : H96219059
JUDUL : ANALISIS KINERJA ARSITEKTUR LONG SHORT-TERM
MEMORY (LSTM) DALAM MEMPREDIKSI HARGA
SAHAM ALPHABET INC. (GOOGL)

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 19 Juni 2026

Dosen Pembimbing



Mujib Ridwan, S.Kom., M.T.

NIP. 198604272014031004

Dosen Pembimbing 2



Dwi Rosliawati, M.T.

NIP. 19790927201432001

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi Nur Novianto ini telah dipertahankan di depan tim penguji skripsi
di Surabaya, 19 Juni 2026

Mengesahkan, Dewan Penguji

Dosen Penguji 1



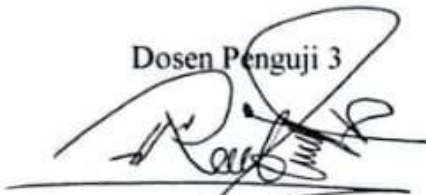
Noor Wahyudi, M.Kom.
NIP. 198403232014031002

Dosen Penguji 2



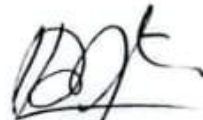
Faris Muslihul Amin, M.Kom.
NIP. 198808132014031001

Dosen Penguji 3



Mujib Ridwan, S.Kom., M.T.
NIP. 198604272014031004

Dosen Penguji 4



Dwi Rolihawati, M.T.
NIP. 197906092014031002

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Sunan Ampel Surabaya



Dr. Asep Saepul Hamdani, M.Pd.
NIP. 196507312000031002

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : Nur Novianto
NIM : H96219059
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi / Sistem Informasi
E-mail address : nurnovianto2606@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

☒ Skripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain lain (.....)
yang berjudul :

ANALISIS KINERJA ARSITEKTUR LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) DALAM

MEMPREDIKSI HARGA SAHAM ALPHABET INC. (GOOGL)

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/penciptaan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 2 Juli 2026

Penulis

(Nur Novianto)

ABSTRAK

ANALISIS KINERJA ARSITEKTUR LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM ALPHABET INC. (GOOGL)

By:

Nur Novianto

Harga saham merupakan salah satu bentuk data deret waktu (*time series*) yang bersifat fluktuatif, non-linier, dan non-stasioner sehingga sulit diprediksi secara akurat menggunakan metode statistik konvensional. Karakteristik tersebut mendorong pemanfaatan metode *deep learning*, khususnya *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang dirancang untuk menangkap pola temporal dan ketergantungan jangka panjang pada data sekuensial. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja arsitektur *Vanilla LSTM* dalam memprediksi harga penutupan saham Alphabet Inc. (GOOGL) serta menghasilkan proyeksi harga untuk periode yang belum memiliki data aktual. Data yang digunakan berupa data historis harian periode 2020–2025 sebanyak 1.507 observasi. Tahap praproses meliputi normalisasi data menggunakan *Min-Max Scaling*, pembentukan sekuens dengan metode *sliding window* berukuran 60 hari, serta pembagian data secara kronologis dengan rasio 80:20. Optimasi *hyperparameter* dilakukan melalui *grid search* pada variasi jumlah neuron (50 dan 100) serta *batch size* (16 dan 32), menghasilkan konfigurasi terbaik pada 50 neuron dan *batch size* 16. Evaluasi model pada data uji menghasilkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 6,4622, *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 4,9584, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2,32%, dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,98207. Nilai MAPE di bawah 10% dan R^2 yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Selanjutnya, model digunakan untuk menghasilkan proyeksi harga 5 hari perdagangan ke depan (31 Desember 2025–6 Januari 2026) menggunakan pendekatan *auto-regressive*, dengan hasil proyeksi menunjukkan tren penurunan harga dari 304,12 hingga 278,14. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur *Vanilla LSTM* layak dipertimbangkan sebagai pendekatan peramalan harga saham GOOGL berbasis data historis.

Kata kunci: *Vanilla LSTM, Prediksi Harga Saham, Deep Learning, Time Series, Grid Search.*

ABSTRACT

PERFORMANCE ANALYSIS OF LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) ARCHITECTURE IN PREDICTING ALPHABET INC. (GOOGL) STOCK PRICES)

By:

Nur Novianto

Stock prices represent a form of time series data that is inherently fluctuating, non-linear, and non-stationary, making them difficult to predict accurately using conventional statistical methods. These characteristics have driven the adoption of deep learning approaches, particularly Long Short-Term Memory (LSTM), which is designed to capture temporal patterns and long-term dependencies in sequential data. This study aims to analyze the performance of the Vanilla LSTM architecture in predicting the closing price of Alphabet Inc. (GOOGL) stock and to generate price projections for periods without actual data. The dataset used consists of 1,507 daily historical observations covering the period from 2020 to 2025. The preprocessing stage includes data normalization using Min-Max Scaling, sequence formation through a 60-day sliding window method, and chronological data splitting with an 80:20 ratio. Hyperparameter optimization was conducted through grid search across variations in the number of neurons (50 and 100) and batch size (16 and 32), yielding an optimal configuration of 50 neurons and a batch size of 16. Model evaluation on the test set produced a Root Mean Squared Error (RMSE) of 6.4622, a Mean Absolute Error (MAE) of 4.9584, a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 2.32%, and a coefficient of determination (R^2) of 0.98207. A MAPE below 10% and an R^2 value close to 1 indicate that the model achieves a high level of predictive accuracy. Furthermore, the model was applied to generate a 5-day trading forecast (December 31, 2025–January 6, 2026) using an autoregressive approach, with projected prices showing a declining trend from 304.12 to 278.14. These results suggest that the Vanilla LSTM architecture is a viable approach for historical-data-based forecasting of GOOGL stock prices.

Keywords: *Vanilla LSTM, Stock Price Forecasting, Deep Learning, Time Series, Grid Search.*

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN.....	i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	ii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI.....	iii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK.....	vii
<i>ABSTRACT</i>	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Tujuan Penelitian.....	6
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	7
2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu.....	7
2.2 Dasar Teori	8
2.2.1 Saham.....	8
2.2.2 <i>Time Series Forecasting</i>	10
2.2.3 <i>Windowing</i>	12
2.2.4 <i>Deep Learning</i>	14
2.2.5 <i>Long Short-Term Memory</i>	19
2.2.6 <i>Vanilla Long Short-Term Memory</i>	22
2.2.7 <i>Hyperparameter Tuning</i>	25

2.2.8 <i>Grid Search</i>	26
2.2.9 <i>Performance Measurement</i>	29
2.3 Integrasi Keilmuan	33
BAB III METODE PENELITIAN	38
3.1 Desain Penelitian	38
3.2 Uraian Desain Penelitian	38
3.3 Studi Literatur	39
3.4 Pengambilan Data	39
3.5 Analisis Data Eksploratif (EDA)	40
3.6 Pra-pemrosesan Data (<i>Preprocessing</i>)	41
3.6.1 <i>Missing Values</i>	41
3.6.2 Split Data	42
3.6.3 <i>Min-Max Scaler</i>	42
3.6.4 <i>Windowing</i>	42
3.7 Perancangan Arsitektur (<i>Build Model</i>)	43
3.8 <i>Hyperparameter Tuning</i>	45
3.9 Pengujian Model	45
3.10 Evaluasi Kinerja Model	46
3.11 <i>Predict Future</i>	47
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	48
4.1 Pengambilan Data	48
4.2 Analisis Data Eksploratif (<i>EDA</i>)	49
4.2.1 Analisis Grafik Harga Penutupan	50
4.2.2 Analisis Statistik Deskriptif	51
4.2.3 Analisis Tren Komparatif (<i>Moving Average</i>)	52
4.2.4 Diagnosis Osilasi Volatilitas (<i>Daily Returns</i>)	54
4.2.5 Investigasi Kurva Densitas dan Distribusi	55

4.4 Pra-Pemrosesan Data (<i>Preprocessing</i>)	56
4.4.1 <i>Missing Value</i>	57
4.4.2 Split Data.....	57
4.4.3 <i>Min-Max Scaler</i>	58
4.4.3 <i>Windowing</i>	58
4.5 Perancangan Arsitektur (<i>Build Model</i>).....	58
4.6 <i>Hyperparameter Tuning</i>	59
4.7 Pengujian Model	60
4.8 Evaluasi Kinerja Model	62
4.9 <i>Predict Future</i>	64
BAB V PENUTUP.....	66
5.1 Kesimpulan	66
5.2 Saran.....	67
DAFTAR PUSTAKA.....	68

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Ilustrasi <i>Sliding Window</i>	13
Gambar 2. 2 Pseudocode Standar <i>Sliding window</i>	13
Gambar 2. 3 Arsitektur <i>Deep Learning</i>	15
Gambar 2. 4 Contoh alur kerja <i>Deep Learning</i>	16
Gambar 2. 5 Taksonomi Teknik <i>Deep Learning</i>	19
Gambar 2. 6 Anatomi Internal pada Sel LSTM	20
Gambar 2. 7 Arsitektur LSTM <i>Vanilla</i>	24
Gambar 3. 1. Desain Penelitian	38
Gambar 3. 2. Alur Build Model	44
Gambar 4. 1 Grafik Historis Harga Penutupan Saham GOOGL (2020-2025)	50
Gambar 4. 2 Plot Diagnosis Tren Rata-rata Bergerak (<i>Moving Average</i>).....	52
Gambar 4. 3 Volatilitas Harian Persentase Saham GOOGL	54
Gambar 4. 4 Visualisasi Distribusi Histogram dan Densitas KDE	55
Gambar 4. 5. Grafik vs Aktual	61
Gambar 4. 6. Grafik Hasil Prediksi.....	64

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu.....	7
Tabel 3.1 Library yang digunakan.	39
Tabel 4.1 Kutipan Data Harga Saham GOOGL.....	48
Tabel 4.2 Analisis Deskriptif Variabel Harga Penutupan (<i>Close</i>).....	51
Tabel 4.3 Normalisasi.....	58
Tabel 4.4 Split Data.....	57
Tabel 4.5 Arsitektur <i>Vanilla</i> LSTM.....	59
Tabel 4.6 Uji Kombinasi Skenario <i>Grid Search</i>	60
Tabel 4.7 Metrik Evaluasi Kerja Model.....	62

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR PUSTAKA

- Arya, M., Yoga, A., & Perdana, A. (2026). *Optimasi Hyperparameter Bi-Directional Long Short Term Memory Menggunakan Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Saham BBRI*. <https://doi.org/10.47637/sienna.v7i1.2320>
- Bhandari, H. N., Rimal, B., Pokhrel, N. R., Rimal, R., Dahal, K. R., & Khatri, R. K. C. (2022). Predicting stock market index using LSTM. *Machine Learning with Applications*, 9, 100320. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100320>
- Faqih, A., & Sugihartono, T. (2025). Perbandingan Algoritma XGBoost dan LSTM dalam Prediksi Harga Saham Tesla Menggunakan Data Tahun 2025. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia*, 5(6), 1563–1573. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.836>
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654–669. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054>
- Gao, Y., Wang, R., & Zhou, E. (2021). Stock Prediction Based on Optimized LSTM and GRU Models. *Scientific Programming*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/4055281>
- Ghojogh, B., & Ghodsi, A. (2023). *Recurrent Neural Networks and Long Short-Term Memory Networks: Tutorial and Survey*. <http://arxiv.org/abs/2304.11461>
- Hoque, K. E., & Aljamaan, H. (2021). Impact of hyperparameter tuning on machine learning models in stock price forecasting. *IEEE Access*, 9, 163815–163830. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3134138>
- Horizonte -Minas Gerais, B. (2021). *An Incremental Learning approach using Sequence Models*.
- Hoseinzade, E., & Haratizadeh, S. (2019). *CNNpred: CNN-based stock market prediction using a diverse set of variables*.
- Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, & Antika Zahrotul Kamalia. (2021). PERBANDINGAN ALGORITMA LINEAR REGRESSION, LSTM, DAN GRU DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MODEL TIME SERIES. *SEMINASTIKA*, 3(1), 39–46. <https://doi.org/10.47002/seminastika.v3i1.275>

- Kumar Sahoo, S., Sai Vikram, N., & Professor, S. R. (2024). Impact Factor: 8.524 Stock Price Prediction using Long Short-Term Memory Networks. *Certified Journal*, 13(10). <https://doi.org/10.15680/IJIRSET.2024.1310068>
- Lu, W., Li, J., Li, Y., Sun, A., & Wang, J. (2020). A CNN-LSTM-Based Model to Forecast Stock Prices. *Complexity*, 2020, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2020/6622927>
- Mienye, I. D., Swart, T. G., & Obaido, G. (2024). Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review of Architectures, Variants, and Applications. In *Information (Switzerland)* (Vol. 15, Number 9). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/info15090517>
- Miracle Omoware, J., Abiodun, J., & Wreford, A. I. (2023). Article no.ARJOCS.1364 Original Research Article Omoware et al.; Asian Res. In *Asian Research Journal of Current Science* (Vol. 5, Number 1).
- Mishra, P. (2025). Stock Price Prediction Using LSTM GRU and BiLSTM. *Patan Prospective Journal*, 5(2), 131–149. <https://doi.org/10.3126/ppj.v5i2.92904>
- Moghar, A., & Hamiche, M. (2020). Stock Market Prediction Using LSTM Recurrent Neural Network. *Procedia Computer Science*, 170, 1168–1173. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.049>
- Mohanty, S. (2026). *StockBot 2.0: Vanilla LSTMs Outperform Transformer-based Forecasting for Stock Prices*. <http://arxiv.org/abs/2601.00197>
- Patterson, J., & Gibson, A. (2017). *Deep Learning A Practitioner's Approach*. <http://oreilly.com/safari>
- Pipin, S. J., Purba, R., & Kurniawan, H. (2023). Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 4(4), 806–815. <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i4.4014>
- Poernamawatie, F., Susipta, I. N., & Winarno, D. (2024). Sharia Bank of Indonesia Stock Price Prediction using Long Short-Term Memory. *Journal of Economics, Finance And Management Studies*, 07(07). <https://doi.org/10.47191/jefms/v7-i7-94>
- Puteri, D. I., Darmawan, G., & Ruchjana, B. N. (2024). Prediksi Harga Saham Syariah menggunakan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) dan Algoritma Grid Search. *Jambura Journal of Mathematics*, 6(1), 39–45. <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i1.23297>

- Putri, V. M., Zain, M. S., & Darma, S. A. (2025). *Prediksi Harga Saham Malindo Feedmill Tbk. (MAIN) Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Long Short-Term Memory (LSTM)*. 6.
- Rifqi Yafik, & Mulkan Azhari. (2025). Analisis Perbandingan Metode LSTM Dan BiLSTM Untuk Prediksi Harga Saham Menggunakan Alpha Vantage. *Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Informasi (JUKTISI)*, 4(3), 1542–1551. <https://doi.org/10.62712/juktisi.v4i3.650>
- Sarker, I. H. (2021). Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. In *SN Computer Science* (Vol. 2, Number 6). Springer. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1>
- Silalahi, R. N., & Muljono, M. (2024). Perbandingan Kinerja Metode Linear Regression, LSTM dan GRU Untuk Prediksi Harga Penutupan Saham Coco-Cola. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 13(2), 201–211. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i2.12265>
- Sugihartono, T. (2024). Optimizing Stunting Detection through SMOTE and Machine Learning: a Comparative Study of XGBoost, Random Forest, SVM, and k-NN. *Journal of Applied Data Sciences*, 6(1), 667–682. <https://doi.org/10.47738/jads.v6i1.494>
- Yang, J. J., Gang, G. W., & Kim, T. S. (2018). Development of eog-based human computer interface (HCI) system using piecewise linear approximation (PLA) and support vector regression (SVR). *Electronics (Switzerland)*, 7(3). <https://doi.org/10.3390/electronics7030038>
- Zhou, H., Zhang, S., Peng, J., Zhang, S., Li, J., Xiong, H., & Zhang, W. (2021). *Informer: Beyond Efficient Transformer for Long Sequence Time-Series Forecasting*. www.aiai.org