

Perbandingan Kinerja Long Short-Term Memory dan Gated Recurrent Unit dalam Prediksi Harga Saham Mcdonald's

Muhammad Ridho Alfarid, Qonita Husnia Rahmah



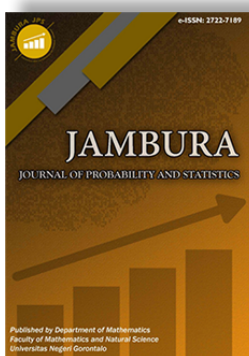
Volume 7, Issue 1, Pages 10–15, May 2026

Received 28 Juni 2025, Revised 22 Oktober 2025, Accepted 17 Mei 2026, Published Online 31 Mei 2026

To Cite this Article : M. R. Alfarid, Q. H Rahmah, " Perbandingan Kinerja Long Short-Term Memory dan Gated Recurrent Unit dalam Prediksi Harga Saham Mcdonald's ", *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 7, no. 1, pp. 10–15, 2026, <https://doi.org/10.34312/jjps.v7i2.33060>

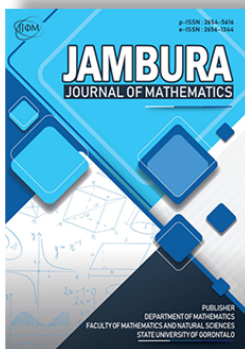
© 2026 by author(s)

JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF PROBABILITY AND STATISTICS



	Homepage	:	https://ejournal.ung.ac.id/index.php/jps/index
	Journal Abbreviation	:	Jambura J. Probab. Stat.
	Frequency	:	Biannual (May and November)
	Publication Language	:	English (preferable), Indonesia
	DOI	:	https://doi.org/10.34312/jjps
	Online ISSN	:	2722-7189
	Editor-in-Chief	:	Ismail Djakaria
	Publisher	:	Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	:	Indonesia
	OAI Address	:	http://ejournal.ung.ac.id/index.php/jps/oai
	Google Scholar ID	:	kWdujzMAAAJ
	Email	:	redaksi.jjps@ung.ac.id

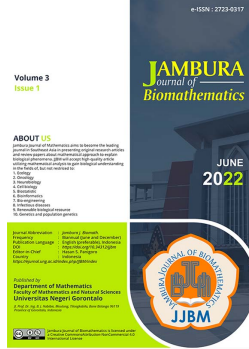
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



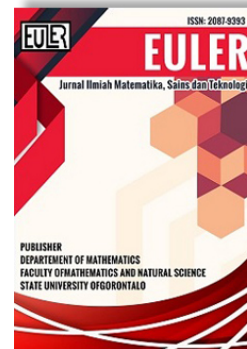
Jambura Journal of Mathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Biomathematics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

Perbandingan Kinerja Long Short-Term Memory dan Gated Recurrent Unit dalam Prediksi Harga Saham Mcdonald's

Muhammad Ridho Alfarid¹, 1, Qonita Husnia Rahmah²

¹ Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Islam Indonesia, Indonesia

² Program Studi Statistika dan Sains Data, Sekolah SMI, IPB University

ARTICLE HISTORY

Received 28 Juni 2025
Revised 22 Oktober 2025
Accepted 17 Mei 2026
Published 31 Mei 2026

KATA KUNCI

LSTM
GRU
Saham
Boikot
Optuna

KEYWORDS

LSTM
GRU
Stock
Boycott
Optuna.

ABSTRAK. Gerakan sosial yang terjadi di tingkat global dapat memengaruhi perspektif dan tindakan publik terhadap suatu perusahaan serta berdampak pada nilai saham perusahaan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dampak aksi sosial boikot terhadap harga saham McD dengan membandingkan kinerja model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) yang dilakukan hyperparameter tuning menggunakan Optuna. Data yang digunakan berupa harga penutupan harian saham McD selama periode 31 Januari 2015 hingga 31 Januari 2025 yang diperoleh dari www.finance.yahoo.com. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM tanpa hyperparameter tuning memberikan performa paling optimal, dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,79% pada data latih dan 1,47% pada data uji. Model ini efektif mengidentifikasi perubahan dan meramalkan harga saham McD sebelum dan sesudah aksi boikot.

ABSTRACT. Social movements occurring at the global level can influence public perspectives and actions toward a company and affect its stock value. This study aims to analyze the impact of the social boycott movement on McDonald's (McD) stock price by comparing the performance of the Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU) models, with hyperparameter tuning conducted using Optuna. The data used consist of McD's daily closing stock prices from January 31, 2015, to January 31, 2025, obtained from www.finance.yahoo.com. The results show that the LSTM model without hyperparameter tuning provides the most optimal performance, achieving a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 1.79% on the training data and 1.47% on the test data. This model is effective in identifying changes and forecasting McD's stock price before and after the boycott.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. Editorial of JJPS: Department of Statistics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

1. Pendahuluan

Gerakan sosial yang terjadi di tingkat global dapat memengaruhi perspektif dan tindakan publik terhadap suatu perusahaan serta berdampak pada nilai saham perusahaan tersebut. Salah satu bentuk gerakan sosial yang banyak mendapat perhatian adalah boikot terhadap perusahaan multinasional yang dianggap memiliki keterkaitan dengan genosida yang terjadi. Boikot merupakan suatu gerakan sosial berupa protes konsumen suatu perusahaan terhadap kebijakan atau tindakan perusahaan tersebut yang dianggap tidak etis atau bertentangan dengan nilai-nilai mereka. Gerakan boikot dari konsumen dapat memengaruhi keputusan dari sebuah kebijakan perusahaan, karena akan berpengaruh pada citra perusahaan dan preferensi konsumen[1].

Salah satu perusahaan yang menjadi sasaran gerakan boikot adalah McDonald's Corporation (McD). Boikot terhadap McD semakin meluas setelah perusahaan tersebut masuk dalam daftar gerakan Boycott, Divestment, Sanctions (BDS)[2]. Menurut referensi [3], aksi boikot yang dilakukan konsumen dapat secara signifikan memicu volatilitas harga saham. Hal ini akan menjadi lebih berpengaruh ketika diikuti dengan liputan media yang in-

tens dan volume interaksi yang tinggi di media sosial. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa peristiwa sosial dapat memberikan pengaruh nyata terhadap nilai saham suatu perusahaan.

Prediksi harga saham merupakan salah satu hal penting dalam dunia investasi dan analisis keuangan. Dalam menghadapi dinamika harga saham yang fluktuatif, diperlukan metode yang mampu mengenali pola dan tren dengan lebih akurat. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah deep learning. Berdasarkan penelitian terdahulu, algoritma deep learning yang dapat digunakan untuk prediksi harga saham yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU).

Penelitian yang dilakukan oleh [4] dalam menganalisis dampak pandemi Covid-19 terhadap harga saham PT Bank Central Asia Tbk (BBCA.JK) dan PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI.JK) menunjukkan bahwa model LSTM mampu memprediksi harga saham dengan akurasi terbaik sebesar 94,59% untuk prediksi jangka pendek selama satu tahun. Penelitian dalam memprediksi harga saham juga dilakukan oleh [5] dengan menggunakan data harga saham PT Mayora Indah Tbk. Pada penelitian ini model GRU memiliki kinerja lebih baik dibandingkan dengan model LSTM dengan MAPE dan RMSE masing-masing 1,27%

*Corresponding Author.

dan 34,4233 untuk metode GRU, serta 1,28% dan 35,3775 untuk model LSTM. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh [6] dilakukan pengoptimalan model LSTM menggunakan framework optuna, dan hasilnya menunjukkan bahwa model LSTM dengan hyperparameter tuning Optuna memiliki kinerja lebih baik dengan RMSE sebesar 7,21 dalam memprediksi harga saham NEPSE dibandingkan model LSTM tanpa *hyperparameter tuning* Optuna.

Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan hasil yang baik, namun masih berfokus pada satu metode dan belum mempertimbangkan pengaruh sosial terhadap pasar secara global. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengetahui performa metode LSTM dan GRU dengan *hyperparameter tuning* Optuna dalam meramalkan harga saham McD sebelum dan sesudah terjadinya gerakan boikot yang dilakukan masyarakat global. Performa kedua model tersebut dibandingkan untuk memperoleh model terbaik dalam meramalkan harga saham McD. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi mengenai dinamika harga saham McD setelah adanya gerakan boikot.

2. Metode Penelitian

2.1. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data saham McDonald's Corporation (McD) yang bersumber dari website www.financeyahoo.com dalam kurun waktu 31 Januari 2015 hingga 31 Januari 2025. Data yang diperoleh merupakan datautupan saham harian. Untuk melakukan pengolahan dan analisis data, digunakan *software* R versi 4.2.2 dan *software* Python yang berjalan pada *Google Colab*.

2.2. Prosedur Analisis

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan yang dirancang secara sistematis guna memastikan proses analisis berjalan dengan baik serta menghasilkan model yang akurat dalam peramalan harga saham. Setiap tahapan saling berkaitan dan dilakukan secara berurutan, prapemrosesan data hingga pemilihan model terbaik. Adapun alur lengkap prosedur analisis yang diterapkan dalam penelitian ini disajikan dalam bentuk diagram alir pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, dilakukan penjelasan setiap langkah prosedur analisis sebagai berikut.

1. Mengubah Satuan Data Menjadi Mingguan
Perubahan satuan data menggunakan perhitungan rata-rata lima hari kerja. Hal ini dilakukan untuk menghindari adanya fluktuasi yang terlalu tinggi dan efisiensi komputasi. Selain itu, perubahan data menjadi mingguan dilakukan karena data harian memiliki missing value. Penggunaan metode smoothing atau rolling window tidak dipilih karena data saham McD mengandung missing value sehingga dapat menyebabkan bias dalam analisis.
2. Prapemrosesan Data
Tahapan prapemrosesan data berfungsi untuk melakukan identifikasi missing values, pembagian data pelatihan dan pengujian, melakukan normalisasi MinMaxScaler dalam rentang 0 sampai 1, dan transformasi data ke dalam format *sequences*.
3. Pemodelan LSTM
Long Short-Term Memory (LSTM) adalah arsitektur *Recur-*

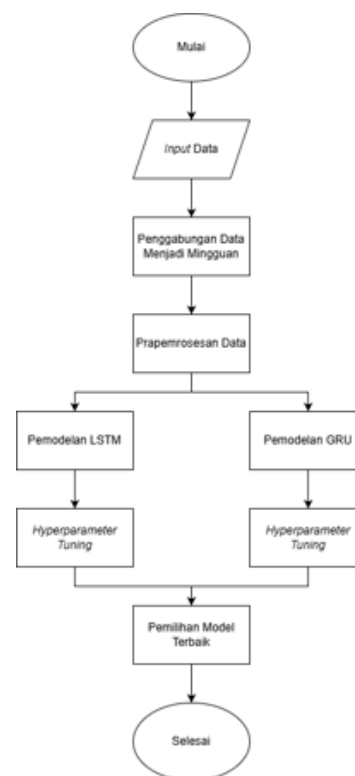


Figure 1. Diagram Alir

rent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* dengan menggunakan mekanisme gerbang (*forget gate*, *input gate*, dan *output gate*).

4. Pemodelan GRU

Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan variasi dari LSTM dengan struktur yang lebih sederhana, hanya menggunakan dua gerbang (*reset gate* dan *update gate*). Arsitektur model GRU yang akan diimplementasikan memiliki struktur serupa dengan LSTM, namun menggunakan *layer* GRU sebagai pengganti *layer* LSTM.

5. Hyperparameter Tuning

Framework Optuna digunakan untuk mencari kombinasi *hyperparameter tuning* optimal pada model LSTM dan GRU. *Hyperparameter tuning* dilakukan dengan meminimalkan nilai *mean square error* (MSE) pada data validasi.

6. Memilih model terbaik hasil evaluasi

Model dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) hasil pengujian terkecil akan dipilih sebagai model terbaik untuk meramalkan data saham penutupan McD di masa depan.

subsection Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM merupakan jenis khusus dari RNN yang mampu mengelola urutan data, sehingga ideal untuk analisis deret waktu. LSTM beroperasi sebagai sistem modular di mana data ditangkap dan disimpan. Komponen utama dari sistem LSTM adalah sel-sel, yang berfungsi seperti jalur transportasi yang menghubungkan satu modul ke modul lain, memungkinkan pengumpulan dan transformasi data. Secara umum LSTM terdiri dari empat arsitektur, yaitu *memory cell*, *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*[7]. Arsitektur LSTM ditampilkan pada Gambar 2, dengan proses kerja LSTM diformulasikan pada persamaan 1 sampai 6.

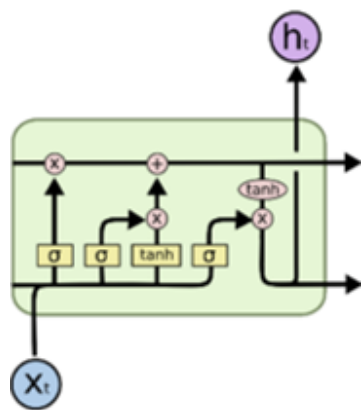


Figure 2. Algoritma LSTM

$$\begin{aligned}
 f_t &= \sigma(w_f \times x_t + u_f \times h_{t-1} + b_f) \\
 i_t &= \sigma(w_i \times x_t + u_i \times h_{t-1} + b_i) \\
 \hat{c}_t &= \tanh(w_c \times x_t + u_c \times h_{t-1} + b_c) \\
 c_t &= f_t \times c_{t-1} + i_t \times \hat{c}_t \\
 o_t &= \sigma(w_o \times x_t + u_o \times h_{t-1} + b_o) \\
 h_t &= o_t \times \tanh(c_t)
 \end{aligned}$$

Berdasarkan Gambar 2. Simbol \oplus dan \otimes menampilkan penjumlahan dan perkalian pada model, sedangkan tanda panah menampilkan arah aliran. Informasi berupa *hidden state* dan *cell state* dari *time step* sebelumnya menjadi input tambahan pada *memory cell* (neuron) *time step* saat ini. Proses LSTM dimulai dengan *forget gate* yang menggunakan input saat ini (x_t) dan *hidden state* sebelumnya (h_{t-1}) untuk menghasilkan nilai antara 0 dan 1 melalui fungsi sigmoid (σ) dengan bobot (w_f) dan bias (b_f). Nilai mendekati 0 menandakan informasi harus dilupakan, sedangkan nilai mendekati 1 berarti informasi harus dipertahankan. Hal ini memungkinkan LSTM untuk secara selektif memfilter informasi yang tidak relevan dari *cell state*. Selanjutnya, proses berlanjut ke *input gate* yang terdiri dari dua operasi paralel. Pertama, fungsi sigmoid (i_t), bobot (w_i), dan bias (b_i) menentukan nilai mana yang akan diperbarui. Kedua, fungsi $\tanh(\hat{c}_t)$, bobot (w_c), dan bias (b_c) menciptakan kandidat nilai baru untuk ditambahkan ke *cell state*. Kombinasi dari kedua hasil ini memungkinkan LSTM untuk secara selektif memperbarui *cell state* dengan informasi baru yang relevan. *Cell state* kemudian diperbarui dengan menggabungkan hasil *forget gate* dan *input gate*. Bagian lama dari *cell state* dikalikan dengan output *forget gate* untuk membuang informasi yang tidak diperlukan, kemudian ditambahkan dengan hasil perkalian output *input gate* dan kandidat *cell state* baru, menghasilkan *cell state* yang telah diperbarui (c_t). Tahap terakhir yaitu *output gate* menggunakan fungsi sigmoid (o_t) dengan bobot (w_o) dan bias (b_o) untuk menentukan bagian mana dari *cell state* yang akan menjadi output. *Cell state* diproses melalui fungsi \tanh untuk menghasilkan nilai antara -1 dan 1 , kemudian dikalikan dengan output *output gate* untuk menghasilkan *hidden state* baru (h_t) yang menjadi output dari *time step* saat ini dan input untuk *time step* berikutnya. Mekanisme gerbang yang kompleks ini memungkinkan LSTM untuk mempertahankan informasi penting dalam jangka waktu yang panjang sambil tetap dapat memperbarui dan melupakan informasi sesuai kebutuhan.

2.3. Gated Recurrent Unit (GRU)

GRU adalah varian lain dari RNN dan merupakan versi sederhana dari LSTM yang tidak memerlukan waktu pelatihan lama dengan performa jaringan yang lebih baik. Arsitektur GRU memiliki dua komponen utama yang terdiri dari *update gate* dan *reset gate* [8]. Update gate berfungsi menentukan berapa jumlah memori sebelumnya yang akan disimpan dan *reset gate* berfungsi mengatur berapa jumlah memori sebelumnya yang akan dilupakan [9]. Arsitektur GRU ditampilkan pada Gambar 3, dengan proses kerja GRU diformulasikan pada persamaan 1 sampai 3

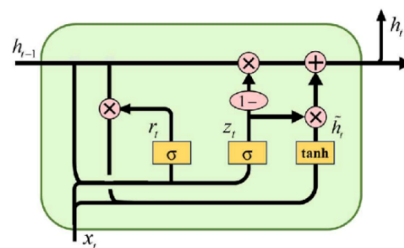


Figure 3. Algoritma GRU

$$z_t = \sigma \left(w^{(t)} x_t + u^{(t)} h_{t-1} + b \right) \quad (1)$$

$$r_t = \sigma \left(w^{(r)} x_t + u^{(r)} h_{t-1} + b \right) \quad (2)$$

$$h'_t = \tanh \left(w x_t + r_t \odot u h_{t-1} \right) \quad (3)$$

Model GRU menerima input saat ini (x_t) dan *hidden state* sebelumnya (h_{t-1}) sebagai input untuk memproses informasi pada *time step* saat ini. Langkah pertama dalam membangun model GRU yaitu menghitung *update gate* (z_t) untuk menentukan berapa banyak informasi yang harus dipertahankan. Dalam menghitung (z_t), terdapat w dan u yang merupakan bobot, serta b yang merupakan bias. Selanjutnya dilakukan perhitungan *reset gate* (r_t) untuk menentukan berapa banyak informasi sebelumnya yang harus dihilangkan dan bagaimana menggabungkan input baru dengan informasi sebelumnya. Langkah selanjutnya adalah menghitung kandidat *hidden state* (h'_t) yang akan digunakan oleh *reset gate* dalam menyimpan informasi relevan dari masa lalu. Terdapat \odot pada formula h'_t yang merupakan *Hadamard product*.

2.4. Hyperparameter Tuning

Hyperparameter tuning adalah proses mencari *hyperparameter* optimal untuk mendapatkan performa terbaik dalam sebuah model *machine learning*. *Hyperparameter tuning* melakukan pen-goptimalan struktur model seperti *learning rate*, jumlah *neuron* dalam *neural network*, *kernel*, dan sebagainya. Dalam *neural network*, *hyperparameter tuning* yang tepat dapat mempercepat konvergensi dan meningkatkan akurasi [10].

Pada penelitian ini, *hyperparameter tuning* dilakukan dengan menggunakan Optuna. Keunggulan *hyperparameter tuning* dengan Optuna adalah API yang dapat ditentukan selama program berjalan, mekanisme *pruning* dan *sampling* yang efisien, serta kemudahan dalam pengaturan untuk eksperimen [11]. Oleh karena itu, Optuna dipilih untuk mempermudah proses *hyperparameter tuning* model LSTM dan GRU dalam kasus peramalan harga saham penutupan MCD.

2.5. Model Terbaik

Evaluasi pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dari masing-masing model. Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin akurat hasil peramalan pada model tersebut[12]. Menurut [13], nilai MAPE kurang dari 10% memiliki arti tingkat prediksi yang sangat baik dan merupakan model yang diharapkan. Nilai MAPE antara 10% sampai 20% memiliki tingkat prediksi yang baik, antara 20% sampai 50% memiliki tingkat prediksi cukup, sedangkan nilai MAPE lebih dari 50% memiliki tingkat prediksi buruk. Nilai MAPE menurut [14] diformulasikan pada Persamaan 4.

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100 \right) \quad (4)$$

Keterangan:

- Y_t : nilai aktual saham
- \hat{Y}_t : nilai prediksi saham
- T : banyak amatan

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Data Penelitian

Data harga saham McD yang disajikan pada Gambar 3 menunjukkan tren naik dari awal tahun 2015 hingga 2025 yang mencerminkan adanya peningkatan harga saham seiring dengan berjalannya waktu. Dalam skala yang lebih kecil, dapat dilihat bahwa terdapat fluktuasi harga saham. Harga saham mengalami penurunan signifikan, mencapai titik terendah 146,384 pada Maret 2020 (lingkaran biru), mengindikasikan dampak pandemi Covid-19 yang melanda dunia. Penurunan yang signifikan ini juga terjadi pada Oktober 2023 dan pertengahan tahun 2024. Penurunan yang signifikan sejalan dengan penyerangan Israel pada Bulan Oktober 2023 dan munculnya unggahan media sosial yang menunjukkan salah satu cabang mereka di Israel diketahui memberikan makanan gratis dalam jumlah banyak kepada anggota tentara Israel pada waktu setelahnya[15]. Penurunan signifikan pada bulan Oktober 2023 dan pertengahan tahun 2024 ditandai dengan lingkaran merah pada Gambar 4.



Figure 4. Plot data saham McD

3.2. Prapemrosesan data

Data harga saham McD tidak mengandung missing value atau data hilang yang harus ditangani. Analisis keberadaan *missing values* menjadi bagian yang penting pada tahap eksplorasi

data karena keberadaannya dapat mengganggu hasil dan performa suatu model[16]. Tidak adanya *missing values* pada data ini ditandai dengan tidak adanya data yang terputus antara satu periode dengan periode lainnya seperti yang disajikan dalam Gambar 4.

Langkah selanjutnya adalah pembagian untuk memisahkan data menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Pembagian ini dilakukan dengan alokasi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian dari total 522 data. Data pelatihan terdiri atas 418 pengamatan yang mencakup periode 31 Januari 2015 hingga 6 Januari 2023, sedangkan data pengujian terdiri atas 104 pengamatan yang mencakup periode 7 Januari 2023 hingga 31 Januari 2025. Data pelatihan digunakan untuk membangun dan melatih model LSTM dan GRU agar mampu mengenali pola serta karakteristik pergerakan harga saham berdasarkan data historis yang tersedia. Sementara itu, data pengujian digunakan untuk mengevaluasi dan mengukur kinerja kedua model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan. Pembagian data pelatihan dan pengujian harus dilakukan secara berurutan mengikuti urutan waktu pengamatan untuk menjaga struktur temporal data serta menghindari terjadinya kebocoran informasi (*data leakage*) yang dapat memengaruhi hasil evaluasi model.

Setelah pembagian data pelatihan dan pengujian, dilakukan normalisasi data menggunakan *MinMaxScaler* dalam rentang 0 sampai 1. Normalisasi *MinMaxScaler* hanya di-fit pada data pelatihan dan ditransformasikan pada data pengujian untuk menghindari data *leakage* (kebocoran data). Data pelatihan yang telah dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 siap untuk digunakan dalam proses pemodelan.

3.3. Pemodelan LSTM

Proses pemodelan LSTM diawali dengan membangun model LSTM tanpa melakukan *hyperparameter tuning*. Model ini menggunakan arsitektur yang melibatkan beberapa komponen, yaitu jumlah *layer* LSTM, *dropout*, dan *dense* seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Evaluasi performa model untuk data pelatihan dan pengujian dilakukan menggunakan metrik *Mean Square Error* (MSE) dengan hasil nilai MSE pada data latih dan data uji secara berurutan adalah 19,7362 dan 27,3962.

Table 1. Model LSTM

Layer (Type)	Output Shape	Param
lstm (LSTM)	(None, 1, 64)	16,896
dropout (Dropout)	(None, 1, 64)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 64)	33,024
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 25)	1,625
dense (Dense)	(None, 1)	26

Gambar 5 menampilkan perbandingan visual antara harga saham McD aktual (garis biru) dan hasil prediksi model LSTM (garis merah) selama periode pengujian. Plot ini menggambarkan pergerakan harga saham dalam satuan USD terhadap waktu (minggu). Berdasarkan plot tersebut, terlihat bahwa model LSTM yang dibangun berhasil memprediksi pergerakan harga saham McD dengan tingkat kesesuaian yang tinggi. Model mampu menangkap dengan baik tren umum pergerakan harga, termasuk

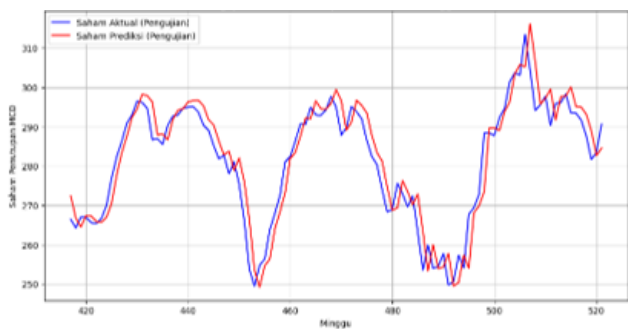


Figure 5. Plot Prediksi Data Pengujian Menggunakan LSTM

pola fluktuasi naik-turun yang signifikan, titik-titik ekstrem (puncak dan lembah) harga saham, termasuk penurunan tajam di sekitar minggu ke-455 dan kenaikan drastis di minggu ke-500, serta pergerakan volatilitas jangka pendek sepanjang periode pengamatan.

Keselarasan antara garis prediksi dan garis aktual mengindikasikan bahwa model LSTM yang dibangun memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali dan mempelajari pola temporal data historis harga saham McD. Hal ini menunjukkan bahwa model telah berhasil mengidentifikasi pola-pola tersembunyi dan dependensi jangka panjang.

3.4. Pemodelan GRU

Pemodelan GRU dimulai melalui langkah awal yang serupa dengan pemodelan LSTM, yaitu membangun model tanpa *hyperparameter tuning*. Pemodelan ini memiliki arsitektur yang mirip dengan LSTM tetapi menggunakan *layer* GRU, *dropout*, dan *dense* sebagaimana disajikan dalam Tabel 2. Evaluasi performa model GRU untuk data pelatihan dan pengujian dilakukan menggunakan metrik MSE, dengan hasil nilai MSE pada data latih sebesar 61,5931 dan data uji sebesar 35,6158.

Table 2. Model GRU

Layer (Type)	Output Shape	Param
gru (GRU)	(None, 1, 64)	12,864
dropout (Dropout)	(None, 1, 64)	0
gru_1 (GRU)	(None, 64)	24,960
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 25)	1,625
dense (Dense)	(None, 1)	26

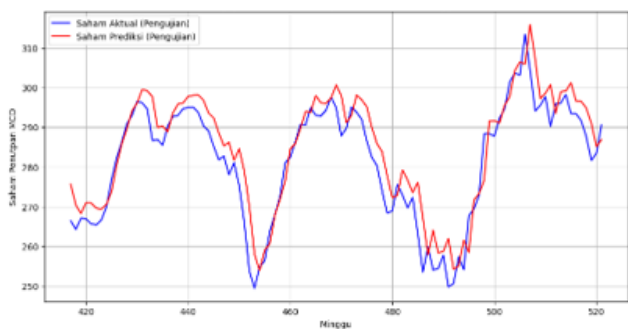


Figure 6. Plot Prediksi Data Pengujian Menggunakan GRU

Gambar 6 memperlihatkan hasil visualisasi perbandin-

gan antara data harga saham aktual dan data harga saham hasil prediksi menggunakan model GRU. Garis biru pada plot merepresentasikan harga saham aktual, sedangkan garis merah menggambarkan harga saham hasil prediksi model GRU. Berdasarkan visualisasi tersebut, model GRU yang dikembangkan menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam memprediksi pola pergerakan harga saham McD. Model ini secara umum berhasil mengikuti pola harga saham McD, meskipun terdapat beberapa titik di mana prediksi sedikit berbeda dari nilai aktualnya. Perbedaan ini dapat terlihat pada beberapa titik, seperti sekitar minggu ke-450 dan minggu ke-480. Secara keseluruhan, model GRU mampu menangkap dinamika pergerakan harga saham McD dengan tingkat prediksi yang baik.

3.5. Hyperparameter Tuning

Berdasarkan model LSTM dan GRU, dilakukan *hyperparameter tuning* untuk menemukan kombinasi optimal menggunakan *framework* Optuna. Proses *hyperparameter tuning* dilakukan sebanyak 100 iterasi guna mendapatkan performa model terbaik. Kombinasi *hyperparameter* yang digunakan untuk model LSTM dan GRU masing-masing memiliki 2 lapisan disajikan pada Tabel 3.

Table 3. Kombinasi Hyperparameter Tuning

Tipe Hyperparameter	Nilai
Neuron Layer 1	5–50
Dropout Layer 1	0.1–0.3
Neuron Layer 2	5–50
Dropout Layer 2	0.1–0.3

Setelah melakukan *hyperparameter tuning* menggunakan Optuna, didapatkan kombinasi parameter terbaik dari LSTM dan GRU pada tabel 4.

Table 4. Parameter Hasil Hyperparameter Tuning

Parameter	LSTM	GRU
Neuron Layer 1	42	39
Dropout Layer 1	0.1392	0.2664
Neuron Layer 2	34	38
Dropout Layer 2	0.2227	0.2314
Batch Size	48	32
Learning Rate	0.0003	0.0011
Epoch	81	59

3.6. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk memilih model terbaik dari model-model yang telah dibangun oleh metode LSTM dan GRU dengan *hyperparameter tuning* Optuna ataupun tanpa Optuna dalam prediksi harga saham McD. Hasil prediksi model akan dievaluasi terhadap data aktual menggunakan nilai MAPE. MAPE digunakan untuk mengevaluasi dan mengukur tingkat keakuratan hasil perkiraan suatu model dengan membandingkan nilai hasil prediksi terhadap nilai aktual yang diamati. Nilai MAPE yang semakin kecil dan mendekati 0 menunjukkan bahwa selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual semakin kecil, sehingga hasil prediksi yang diperoleh menjadi semakin baik, akurat, dan mendekati kondisi sebenarnya.

Table 5. Evaluasi Model

Model	Data	MAPE
Base model LSTM	Data Latih	1.79%
	Data Uji	1.47%
Base model GRU	Data Latih	4.19%
	Data Uji	1.68%
LSTM with Optuna	Data Latih	2.03%
	Data Uji	1.75%
GRU with Optuna	Data Latih	1.88%
	Data Uji	1.38%

Berdasarkan hasil evaluasi yang disajikan pada Tabel 5, base model LSTM tanpa *hyperparameter tuning* memiliki nilai MAPE terkecil sebesar 1,79% untuk data latih dan 1,47% untuk data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa model LSTM tanpa *hyperparameter tuning* memiliki keunggulan dibandingkan model lainnya. Kondisi ini menandakan bahwa *hyperparameter tuning* menghasilkan kombinasi parameter yang terlalu sesuai terhadap data latih. Jarak yang lebih besar antara hasil MAPE pelatihan dan pengujian merupakan indikator terjadinya *overfitting*. Berdasarkan evaluasi tersebut, model LSTM tanpa *hyperparameter tuning* dipilih sebagai model terbaik dalam penelitian ini.

4. Kesimpulan

Prediksi harga saham merupakan salah satu hal penting dalam dunia investasi dan analisis keuangan. Dinamika fluktuasi harga saham dapat dipengaruhi beberapa hal, salah satunya adalah gerakan sosial. Boikot terhadap suatu perusahaan sebagai salah satu bentuk gerakan sosial akan suatu isu global dapat mempengaruhi fluktuasi harga saham perusahaan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dampak gerakan boikot terhadap harga saham McD dengan membandingkan metode LSTM dan GRU, baik dengan *hyperparameter tuning* Optuna maupun tidak. Metode ini dipilih karena model *deep learning* mampu mengenali pola dan tren data *time series* dengan lebih akurat.

Hasil analisis pada penelitian ini menunjukkan bahwa model LSTM dan GRU, baik dengan maupun tanpa *hyperparameter tuning* Optuna memiliki performa yang sangat baik dalam meramalkan harga saham McD sebelum dan sesudah adanya gerakan boikot. Performa yang sangat baik ini ditunjukkan oleh nilai MAPE untuk seluruh model yang memiliki nilai di bawah 10%, mengindikasikan tingkat prediksi yang baik.

Berdasarkan evaluasi terhadap keempat model yang dibangun (LSTM, LSTM dengan *hyperparameter tuning* Optuna, GRU, dan GRU dengan *hyperparameter tuning* Optuna), dapat disimpulkan bahwa model LSTM tanpa *hyperparameter tuning* memiliki performa terbaik dengan nilai MAPE terendah pada data latih dan data uji yaitu sebesar 1,79% dan 1,47%. Model LSTM tanpa *hyperparameter tuning* terbukti unggul dalam penelitian ini terkait peramalan harga saham McD. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan metode peramalan harga saham dalam konteks ketidakstabilan pasar akibat isu global karena

model yang dibangun mampu menangkap pola perubahan sebelum dan sesudah terjadinya aksi gerakan boikot yang dilakukan masyarakat. Prediksi harga saham menunjukkan pola pergerakan harga saham yang cenderung naik turun dalam periode tertentu dan tidak terlihat penurunan drastis pada periode setelah adanya boikot secara global.

Penelitian selanjutnya dapat dilakukan analisis dengan mempertimbangkan variabel lain seperti sentimen publik terhadap gerakan sosial serta penggunaan arsitektur lain seperti arsitektur *machine learning* atau *deep learning* lainnya. Penggunaan arsitektur dan *hyperparameter tuning* diharapkan mampu meningkatkan akurasi dan pemahaman mengenai pengaruh faktor sosial terhadap pergerakan harga saham.

References

- [1] K. Hisan, A. Gusnadi, F. Akmal, A. N. Aurelia, and S. S. Maesaroh, "Dampak gerakan boikot pada produk mcdonald's indonesia melalui analisis," *Innovation Journal of Social Science Research*, vol. 4, no. 3, pp. 19–150–19 163, 2024.
- [2] A. N. Sari, T. Maysiana, K. S. P. Mahanani, and R. Oktaviana, "Analisis pemberitaan donasi mcdonalds indonesia dalam perspektif framing dalam public relations," *Innovation Journal of Social Science Research*, vol. 5, no. 1, 2025.
- [3] H. Nurdina, T. Akbar, and Y. R. Y. N. Nugraha, "Dampak boikot konsumen terhadap fluktuasi harga saham starbucks: Analisis empiris," *JAProf: Jurnal Administrasi Profesi*, vol. 5, no. 2, pp. 109–121, 2024.
- [4] W. Budiharto, "Data science approach to stock prices forecasting in indonesia during covid-19 using long short-term memory (lstm)," *Journal of Big Data*, vol. 8, no. 47, pp. 1–9, 2021.
- [5] N. Khairunisa and P. Hendikawati, "Long short-term memory and gated recurrent unit for stock price prediction," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 21, no. 1, pp. 321–333, 2024.
- [6] E. Ismanto, "Lstm network hyperparameter optimization for stock price prediction using the optuna framework," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 22–35, 2023.
- [7] E. K. M. Uskono, "Aplikasi metode arima, lstm, dan hybrid arima-lstm pada peramalan harga crude palm oil (cpo) dunia," Master's thesis, IPB University, 2023.
- [8] Nurpadian, "Peramalan harga minyak mentah west texas intermediate menggunakan metode gated recurrent unit," Master's thesis, Universitas Hasanuddin, 2024.
- [9] M. Lim and T. Handayani, "Penerapan lstm dan gru untuk prediksi harga cabai merah di kota jawa timur," *Jurnal Informatika*, vol. 13, no. 2, pp. 1408–1416, 2025.
- [10] J. A. Ilemobayo *et al.*, "Hyperparameter tuning in machine learning: A comprehensive review," *Journal of Engineering Research and Reports*, vol. 26, no. 6, pp. 388–395, 2024.
- [11] A. Tikaningsih, P. Lestari, A. Nurhopipah, I. Tahyudin, E. Winarto, and N. Hassa, "Optuna based hyperparameter tuning for improving the performance prediction mortality and hospital length of stay for stroke patients," *Telematika*, vol. 17, no. 1, pp. 1–16, 2024.
- [12] A. T. Nurani, A. Setiawan, and B. Susanto, "Perbandingan kinerja regresi decision tree dan regresi linear berganda untuk prediksi bmi pada dataset asthma," *Jurnal Sains dan Edukasi Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 34–43, 2023.
- [13] A. Nurfadilah, W. Budi, E. Kurniati, and D. Suhaedi, "Penerapan metode moving average untuk prediksi indeks harga konsumen," *Jurnal Matematika*, vol. 21, no. 1, pp. 19–25, 2022. [Online]. Available: <https://journals.unisba.ac.id/index.php/matematika/article/view/337>
- [14] D. C. Montgomery, C. L. Jennings, and M. Kulahci, *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada: John Wiley & Sons, 2015.
- [15] N. Azizah, "Ceo mcdonalds nyatakan aksi boikot berdampak parah pada bisnis," *Republika*, Jan. 2024, accessed: 2025-01-06. [Online]. Available: <https://internasional.republika.co.id>
- [16] A. F. Nugraha, Y. Pristiyanto, and I. Pratama, "Penanganan missing values untuk meningkatkan kinerja model machine learning pada data telemarketing," *Pseudocode*, vol. 7, no. 2, pp. 165–171, 2020.