

Peramalan Harga Penutupan Saham BMRI dengan Mempertimbangkan Pengaruh Makroekonomi menggunakan Model Hybrid LSTM-Transformer

Kurniawan Chandra Wijaya
Email: kurniawanchandrawi@gmail.com

Abstract—Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai sektor, termasuk sektor keuangan. Salah satu aspek penting dalam sektor keuangan adalah prediksi harga saham, yang menjadi fokus utama dalam penelitian ini. Prediksi harga saham merupakan tantangan kompleks karena dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal seperti suku bunga, inflasi, dan nilai tukar mata uang asing. Oleh karena itu, diperlukan model yang mampu menangkap pola temporal dan hubungan antar variabel eksternal untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Dalam konteks ini, model Long Short-Term Memory (LSTM) telah terbukti efektif dalam menangani data deret waktu. Namun, untuk meningkatkan performa model, pendekatan hybrid seperti LSTM-Transformer dan LSTM-Transformer-TCN (Temporal Convolutional Network) dapat dipertimbangkan. Model-model ini menggabungkan keunggulan LSTM dalam menangkap dependensi jangka panjang dengan kemampuan Transformer dalam menangani hubungan antar variabel secara global.

Index Terms—Prediksi Harga Saham, LSTM, Transformer, TCN, Deret Waktu, Makroekonomi, BMRI.

I. DOMAIN PROYEK

A. Relevansi Penelitian

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas penerapan model LSTM, Transformer, dan TCN dalam prediksi harga saham, baik secara individu maupun dalam kombinasi. Misalnya, studi oleh Ferdus et al. (2024) mengembangkan model berbasis Transformer untuk prediksi harga saham dengan memasukkan faktor eksternal seperti sentimen media sosial dan variabel makroekonomi [5]. Selain itu, penelitian oleh Zheng (2023) memberikan tinjauan terhadap penggunaan metode LSTM dan TCN dalam prediksi harga saham, serta tantangan dan arah penelitian selanjutnya [10].

Pemilihan saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk. (BMRI) sebagai objek penelitian didasarkan pada beberapa pertimbangan berikut:

- 1) **Peran Strategis dalam Sistem Perbankan Indonesia:** BMRI merupakan salah satu bank terbesar di Indonesia dengan peran penting dalam perekonomian nasional. Kinerja saham BMRI sering kali mencerminkan kondisi sektor perbankan dan perekonomian Indonesia secara keseluruhan.
- 2) **Ketersediaan Data yang Komprehensif:** Data historis harga saham BMRI tersedia secara luas melalui platform seperti Yahoo Finance, memungkinkan analisis yang mendalam dan replikasi penelitian yang lebih mudah.

- 3) **Relevansi dengan Variabel Makroekonomi:** Sebagai institusi keuangan besar, kinerja saham BMRI dipengaruhi oleh berbagai faktor makroekonomi seperti suku bunga, inflasi, dan nilai tukar mata uang asing, yang sejalan dengan fokus penelitian ini.
- 4) **Potensi Kontribusi terhadap Praktik Investasi:** Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang berguna bagi investor dan analis pasar dalam membuat keputusan investasi yang lebih informasional.

Dengan latar belakang dan pertimbangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga saham BMRI yang efektif dengan memanfaatkan pendekatan *hybrid* LSTM-Transformer-TCN, serta mengeksplorasi pengaruh variabel makroekonomi terhadap akurasi prediksi.

II. BUSINESS UNDERSTANDING

A. Problem Statements

- 1) Bagaimana cara memprediksi harga saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI) dengan menggunakan data historis harga saham itu sendiri dan variabel eksternal seperti IHSG, inflasi, suku bunga, dan nilai tukar?
- 2) Model prediksi mana yang paling efektif dalam menghasilkan prediksi harga saham BMRI?

B. Goals

- 1) Mengembangkan model prediksi harga saham BMRI yang akurat dengan mempertimbangkan data historis harga saham dan variabel eksternal.
- 2) Membandingkan performa berbagai model prediksi harga saham BMRI untuk memilih model terbaik.

C. Solution Statements

- 1) Menerapkan model LSTM untuk memprediksi harga saham BMRI berdasarkan data historis harga saham dan variabel eksternal.
- 2) Mengembangkan model LSTM-Transformer yang menggabungkan LSTM dan Transformer untuk meningkatkan akurasi prediksi.
- 3) Menerapkan model LSTM-Transformer-TCN yang mengintegrasikan LSTM, Transformer, dan TCN untuk menangkap pola temporal dan hubungan antar variabel secara lebih efektif.

- 4) Menentukan model terbaik dengan membandingkan metrik evaluasi.

III. DATA UNDERSTANDING

A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari berbagai sumber resmi yang dapat diakses publik:

- **Harga Saham BMRI dan IHSG:** Diperoleh dari Yahoo Finance [9]. Dataset diunduh atau dilakukan proses *scraping* menggunakan library `quantmod` di R. Data ini mencakup harga penutupan harian selama periode 1 Januari 2020 hingga 1 Mei 2025.
- **Suku Bunga (BI-Rate):** Diperoleh dari situs resmi Bank Indonesia [2].
- **Inflasi:** Diperoleh dari situs resmi Bank Indonesia [3].
- **Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar AS:** Diperoleh dari situs `investing.com` [7].

B. Variabel-variabel pada Dataset

- **Harga Saham BMRI:** Harga penutupan harian saham.
- **IHSG:** Indeks Harga Saham Gabungan.
- **Inflasi:** Tingkat inflasi tahunan (YoY).
- **Suku Bunga (BI-Rate):** Suku bunga acuan Bank Indonesia.
- **Nilai Tukar:** Kurs Rupiah terhadap Dolar AS.

C. Informasi Dataset

Dataset awal sebelum pra-pemrosesan terdiri atas 1.285 baris dan 6 kolom. Pada eksplorasi awal, ditemukan *missing value* pada beberapa variabel, khususnya Inflasi dan Suku Bunga yang frekuensinya bulanan. Nilai-nilai hilang ini pent-

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1285 entries, 0 to 1284
Data columns (total 6 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Date        1285 non-null   datetime64[ns]
1   BMRI        1285 non-null   float64
2   IHSG        1285 non-null   float64
3   Inflasi     33 non-null     float64
4   Suku Bunga  64 non-null     float64
5   Kurs        1285 non-null   float64
dtypes: datetime64[ns](1), float64(5)
memory usage: 60.4 KB

data.isna().sum()
Date        0
BMRI        0
IHSG        0
Inflasi     1252
Suku Bunga  1221
Kurs        0
dtype: int64
```

Fig. 1. Struktur awal dataset dan jumlah *missing value*.

ing untuk ditangani sebelum pemodelan agar model dapat belajar dari data yang bersih dan lengkap.

D. Visualisasi Data

Untuk memberikan gambaran pergerakan variabel, disajikan beberapa grafik pada Gambar 2. Grafik menunjukkan harga

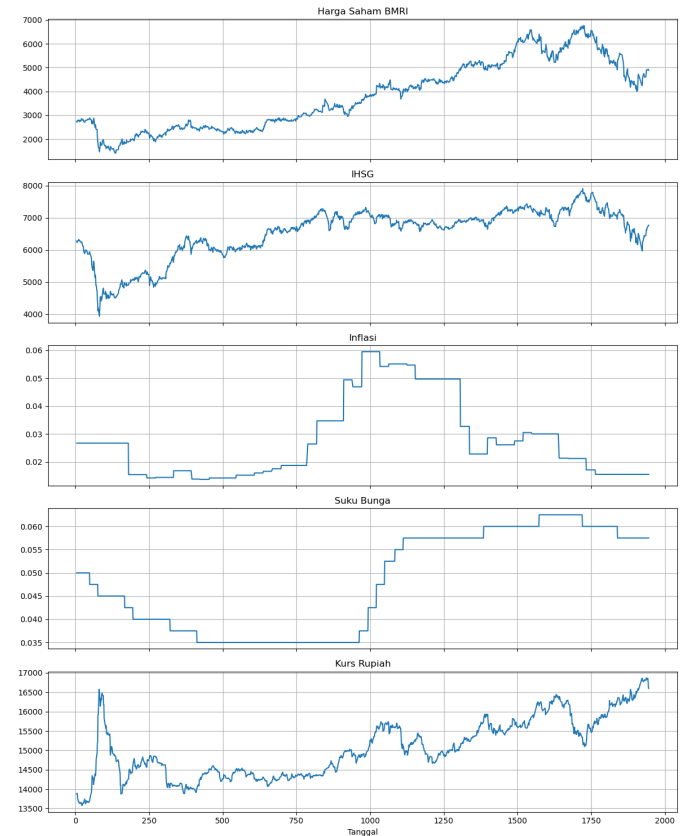


Fig. 2. Visualisasi pergerakan seluruh variabel dari waktu ke waktu.

saham BMRI dan IHSG cenderung naik, sementara inflasi dan suku bunga meningkat bersamaan pada periode tertentu. Analisis multivariat dengan matriks korelasi dapat dilihat pada Gambar 3. Uji hipotesis korelasi Pearson menunjukkan semua

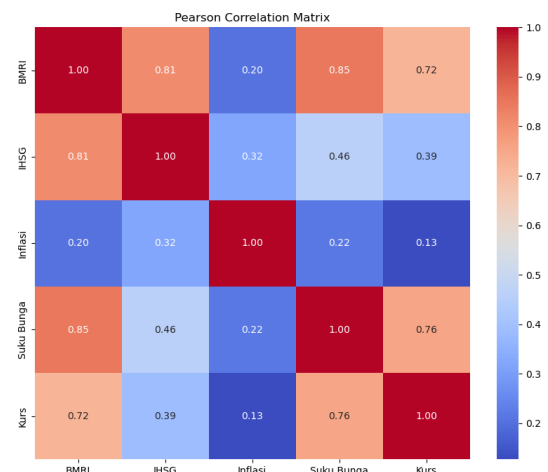


Fig. 3. Matriks korelasi antar variabel.

variabel eksogen memiliki korelasi signifikan terhadap saham BMRI ($p < 0.05$).

IV. DATA PREPARATION

Tahapan persiapan data meliputi penyesuaian dataset, pembersihan dan konversi format, penggabungan, penanganan *missing values*, interpolasi, pembuatan fitur *lag*, normalisasi, dan penyusunan *sequence*.

A. Interpolasi dan Penanganan Missing Values

Untuk menjaga kontinuitas data, nilai inflasi dan suku bunga diisi menggunakan `ffill()` dan `bfill()`. Untuk mengisi kekosongan data pada hari non-perdagangan, digunakan metode interpolasi berbasis waktu (*time-based interpolation*). Nilai interpolasi $y(t)$ pada waktu t dihitung dengan:

$$y(t) = y_0 + (y_1 - y_0) \times \frac{t - t_0}{t_1 - t_0} \quad \text{untuk } t_0 \leq t \leq t_1, \quad (1)$$

dengan t , t_0 , dan t_1 adalah skala waktu (misalnya, *timestamp*).

B. Pembuatan Fitur Lag

Fitur *lag* dibuat untuk variabel eksogen sebanyak 5 hari sebelumnya untuk menangkap dinamika temporal. Input pada waktu t menggunakan variabel eksogen dari waktu $t-1, t-2, \dots, t-5$:

$$\text{Input}_t = \{X_{m,t-n} \mid m = 1..5, n = 1..5\}, \quad (2)$$

dengan $X_{m,t-n}$ adalah nilai variabel eksogen ke- m pada lag ke- n .

C. Normalisasi Data dengan RobustScaler

Untuk mengatasi *outlier*, digunakan *Robust Scaler* yang menormalkan data berdasarkan median dan *interquartile range* (IQR):

$$X_{\text{scaled}} = \frac{X - \text{median}(X)}{\text{IQR}(X)}. \quad (3)$$

D. Penyusunan Sequence dan Pembagian Data

Input data diatur dalam bentuk *sequence* dengan panjang 28 hari. Data kemudian dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian.

V. MODELING

A. Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM [6] adalah jenis RNN yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient*. Mekanisme gerbangnya adalah sebagai berikut:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (6)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (7)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (8)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (9)$$

B. Transformer (Self-Attention)

Transformer [8] menggunakan mekanisme *self-attention* untuk memproses urutan secara paralel. *Attention score* dihitung sebagai:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V. \quad (10)$$

C. Temporal Convolutional Network (TCN)

TCN [1] adalah arsitektur berbasis CNN. TCN menggunakan *dilated causal convolution* untuk memperluas *receptive field*:

$$y(t) = \sum_{k=0}^{K-1} f(k) \cdot x(t - d \cdot k), \quad (11)$$

dengan d adalah *dilation rate*.

D. Konsep Arsitektur dan Pemodelan

Tiga arsitektur diuji untuk membandingkan efektivitas dalam menangkap pola temporal dan hubungan antar fitur.

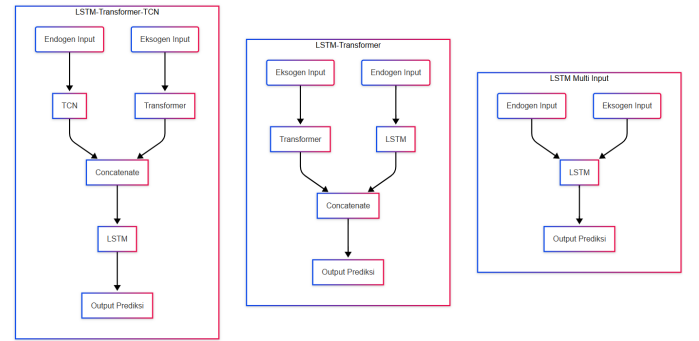


Fig. 4. Diagram arsitektur dari tiga model yang diusulkan.

1) *Model LSTM Multi-Input*: Menggabungkan input endogen dan eksogen pada setiap timestep secara *concatenation* fitur.

2) *Model Hybrid LSTM-Transformer*: Memisahkan pemrosesan data endogen oleh LSTM dan data eksogen oleh Transformer untuk menangkap pola temporal dan hubungan global.

3) *Model Hybrid LSTM-Transformer-TCN*: Menambahkan blok TCN pada jalur data endogen untuk memperkuat ekstraksi fitur temporal.

E. Parameter yang Digunakan

Parameter utama yang digunakan dalam pemodelan dirangkum pada Tabel I.

VI. EVALUATION

A. Metrik Evaluasi

Untuk evaluasi performa, metrik berikut digunakan:

- **Mean Squared Error (MSE)**: Mengukur rata-rata kuadrat selisih.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (12)$$

TABLE I
PARAMETER YANG DIGUNAKAN DALAM MODEL

Parameter	Deskripsi
seq_len	Panjang sequence input (28)
lstm_units	Unit neuron LSTM (64 atau 256)
transformer_heads	Jumlah head attention (8)
transformer_dim	Dimensi key/query/value (128)
dropout_rate	Rate regularisasi (0.2)
filters	Jumlah filter TCN (32)
kernel_size	Ukuran kernel TCN (3)
dilation_rates	Laju dilasi TCN ([1, 2, 4, 8])

- **Root Mean Squared Error (RMSE):** Akar kuadrat dari MSE.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}}. \quad (13)$$

- **Mean Absolute Error (MAE):** Mengukur rata-rata selisih absolut.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|. \quad (14)$$

- **Mean Absolute Percentage Error (MAPE):** Mengukur rata-rata persentase selisih absolut.

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|. \quad (15)$$

- **R-squared (R^2):** Mengukur proporsi variansi yang dapat dijelaskan.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}. \quad (16)$$

B. Hasil Evaluasi Model

Hasil peramalan dari ketiga model disajikan pada Gambar 5 dan Tabel II.

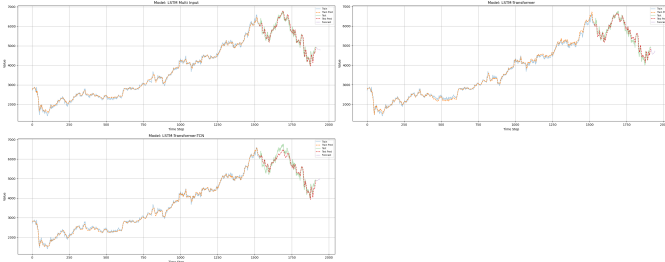


Fig. 5. Perbandingan hasil peramalan ketiga model terhadap data aktual.

TABLE II
HASIL EVALUASI PERFORMA MODEL

Model	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
LSTM-Trans.	27,850	166.88	133.11	2.51	0.943
LSTM Multi-In.	28,631	169.21	125.33	2.34	0.941
LSTM-Trans-TCN	37,688	194.13	154.63	2.81	0.923

Dari tabel di atas, dapat dilihat bahwa model **LSTM-Transformer** memberikan hasil terbaik dengan nilai MSE dan RMSE terendah, serta nilai R^2 tertinggi.

C. Diskusi

- **LSTM-Transformer:** Model ini mampu memberikan prediksi paling akurat, menunjukkan kombinasi LSTM dan Transformer efektif.
- **LSTM-Transformer-TCN:** Meskipun kompleks, performanya sedikit di bawah LSTM-Transformer, mungkin memerlukan tuning lebih lanjut.
- **LSTM Multi Input:** Model sederhana ini memiliki performa terendah, namun tetap memberikan hasil yang baik.

VII. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil evaluasi, dapat disimpulkan bahwa model **LSTM-Transformer** menunjukkan performa terbaik untuk prediksi harga saham BMRI. Hal ini menegaskan keunggulan kombinasi LSTM untuk dependensi temporal dan Transformer untuk hubungan antar fitur global.

B. Saran

- **Pengembangan Model:** Melakukan *hyperparameter tuning* yang lebih mendalam dan eksplorasi arsitektur lain seperti Graph Neural Network (GNN).
- **Data:** Menambah variabel makroekonomi lain atau data alternatif seperti sentimen pasar dari berita.
- **Implementasi Real-Time:** Mengembangkan sistem prediksi secara *real-time* dengan data streaming.

REFERENCES

- [1] S. Bai, J. Z. Kolter, and V. Koltun, "An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling," *arXiv preprint arXiv:1803.01271*, 2018.
- [2] Bank Indonesia, "BI Rate," 2025. [Online]. Available: <https://www.bi.go.id/id/fungsi-utama/moneter/bi-rate/default.aspx>
- [3] Bank Indonesia, "Data Inflasi," 2025. [Online]. Available: <https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/data-inflasi.aspx>
- [4] D. Boyle and J. Kalita, "Spatiotemporal Transformer for Stock Movement Prediction," *arXiv preprint arXiv:2305.03835*, 2023.
- [5] M. Z. Ferdus, N. Anjum, T. N. Nguyen, and A. H. Hossain, "The Influence of Social Media on Stock Market: A Transformer-Based Stock Price Forecasting with External Factors," *Journal of Computer Science and Technology Studies*, vol. 6, no. 1, pp. 189–194, 2024.
- [6] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [7] Investing.com, "Historical USD/IDR Exchange Rate Data," 2025. [Online]. Available: <https://id.investing.com/currencies/usd-idr-historical-data>
- [8] A. Vaswani et al., "Attention is all you need," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, vol. 30, pp. 5998–6008.
- [9] Yahoo Finance, "Stock Data PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI) and IHSG," 2025. [Online]. Accessed via *quantmod* R library.
- [10] Z. Zheng, "A Review of Stock Price Prediction Based on LSTM and TCN Methods," *Advances in Economics Management and Political Sciences*, vol. 46, no. 1, pp. 48–54, 2023.