

Komparasi Kinerja Model LSTM dan Transformer pada Prediksi Harga Penutupan Saham NVIDIA dan Penerapan Strategi Rule-based Trading

Comparison of LSTM and Transformer Models in Predicting NVIDIA Stock Closing Prices and the Application of Rule-based Trading Strategies

¹Muhammad Irfan Abdul Gani, ²Putry Wahyu Setyaningsih

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana
Yogyakarta

^{1,2}Jl. Jembatan Merah, No. 84.C. Gejayan, Yogyakarta, Indonesia

*e-mail: Irfanta6699@gmail.com

(received: 20 June 2025, revised: 11 July 2025, accepted: 12 July 2025)

Abstrak

Dalam dunia finansial modern yang semakin mengandalkan akurasi dan kecepatan prediksi, teknik pembelajaran mesin memegang peranan penting dalam peramalan harga saham. Studi ini mengevaluasi efektivitas dua model pembelajaran mendalam, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM) dan Transformer, dalam memprediksi harga saham NVIDIA (NVDA) menggunakan data historis dari 7 Juni 2021 hingga 7 Juni 2025 dengan pembagian 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hasil menunjukkan model LSTM mencapai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 2.7703 pada data pelatihan dan 7.3796 pada data pengujian, sedangkan Transformer menghasilkan RMSE 5.3573 untuk pelatihan dan 10.8563 untuk pengujian. Model gabungan menunjukkan prediksi yang lebih akurat dengan RMSE 3.5643 (pelatihan) dan 8.6727 (pengujian) namun belum melampaui LSTM, memperlihatkan tren penurunan moderat harga saham selama proyeksi 30 hari. Augmentasi noise Gaussian diterapkan selama pelatihan untuk memperbaiki generalisasi model. Studi ini juga menyelidiki strategi investasi melalui analisis sinyal perdagangan berbasis aturan yang menghasilkan sinyal beli (*long*) dan jual (*short*) berdasarkan prediksi pergerakan harga. Selain itu, risiko seperti volatilitas pasar dan potensi overfitting dievaluasi, serta dampak faktor non-teknis seperti sentimen pasar dibahas. Fokus penelitian adalah membandingkan kinerja model LSTM dan Transformer dalam prediksi harga penutupan saham NVIDIA serta penerapan strategi rule-based trading sederhana. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan penggunaan metode seperti Prophet, ARIMA, dan pendekatan hibrida ensemble guna meningkatkan akurasi prediksi, adaptasi pasar, serta menyajikan sistem prediksi harga saham yang lebih andal dengan teknik pembelajaran mesin canggih demi keputusan investasi yang lebih optimal.

Kata kunci: prediksi harga saham, long short term memory (LSTM), transformer, combined forecast, strategi trading long-short

Abstract

*In today's modern financial landscape, where accuracy and speed of prediction are increasingly critical, machine learning techniques play a vital role in stock price forecasting. This study evaluates the effectiveness of two deep learning models—Long Short-Term Memory (LSTM) and Transformer—in predicting NVIDIA (NVDA) stock prices using historical data from June 7, 2021 to June 7, 2025, with an 80% training and 20% testing data split. The results show that the LSTM model achieved a Root Mean Squared Error (RMSE) of 2.7703 on the training data and 7.3796 on the testing data, while the Transformer model produced an RMSE of 5.3573 (training) and 10.8563 (testing). A hybrid model demonstrated improved prediction accuracy with an RMSE of 3.5643 (training) and 8.6727 (testing), although it still did not outperform LSTM. The model also indicated a moderately declining trend in stock prices over the projected 30-day period. Gaussian noise augmentation was applied during training to improve model generalization. This study also explores investment strategy development by analyzing rule-based trading signals, generating buy (*long*) and sell (*short*) signals based on predicted price movements. Additionally, risks such as market*

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

volatility and potential overfitting were evaluated, alongside the influence of non-technical factors such as market sentiment. The primary focus of the research is to compare the performance of the LSTM and Transformer models in forecasting NVIDIA's closing stock prices and applying a simple rule-based trading strategy. For future work, the use of methods such as Prophet, ARIMA, and hybrid ensemble approaches is recommended to enhance prediction accuracy, improve market adaptability, and deliver a more robust stock forecasting system leveraging advanced machine learning techniques for more optimal investment decisions.

Keywords: stock price prediction, long short term memory (LSTM), transformer, combined forecast, long-short trading strategy

1 Pendahuluan

Dalam dunia finansial modern yang semakin mengandalkan akurasi dan kecepatan prediksi, teknik pembelajaran mesin memegang peranan penting dalam peramalan harga saham. Dua metode yang menonjol adalah Long Short-Term Memory (LSTM) dan model transformer. LSTM, sebagai jenis jaringan saraf rekuren, efektif dalam menangkap pola temporal dan hubungan jangka panjang dalam data time series, serta mampu mengatasi masalah vanishing gradient yang kerap menjadi kendala pada model sebelumnya [1]. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa LSTM dapat meningkatkan akurasi prediksi, terutama bila dikombinasikan dengan data relevan seperti sentimen berita [2]. Penelitian terdahulu mengindikasikan bahwa penggunaan LSTM dapat meningkatkan ketepatan prediksi, terutama ketika dipadukan dengan data yang relevan seperti sentiment dari berita [3].

Di sisi lain, model transformer menggunakan mekanisme attention yang memungkinkan fokus pada bagian data yang paling relevan, sehingga unggul dalam mengolah data yang tidak teratur dan berisik secara paralel. Keunggulan ini sangat bermanfaat dalam menangani dataset besar dan kompleks di pasar finansial [4]. Beberapa penelitian juga mengindikasikan bahwa pendekatan hybrid yang menggabungkan kelebihan LSTM dan transformer dapat meningkatkan sensitivitas dan akurasi peramalan harga saham [5].

Namun, terdapat kekurangan dalam pemahaman komparatif kinerja kedua model dalam data pasar saham yang sangat dinamis. Penelitian ini membandingkan kinerja LSTM dan Transformer dalam meramalkan harga penutupan saham NVIDIA menggunakan data lengkap 2021-2025. Selain itu, strategi kombinasi model dan penambahan *noise Gaussian* diuji untuk meningkatkan akurasi dan ketahanan prediksi terhadap fluktuasi pasar. Tujuan penelitian ini adalah mengevaluasi efektivitas kedua model dan peningkatan performa melalui teknik gabungan. Kontribusi utama adalah pengembangan metode prediksi yang lebih tahan terhadap volatilitas pasar dan aplikatif untuk pengambilan keputusan investasi yang optimal.

2 Tinjauan Literatur

Dalam beberapa tahun terakhir, model Transformer telah muncul sebagai pendekatan yang semakin menjanjikan dalam peramalan harga saham, terutama karena kemampuannya dalam menangkap ketergantungan jangka panjang dan hubungan kompleks dalam data deret waktu [6][7]. Keunggulan mekanisme perhatian di Transformers memfasilitasi integrasi data eksternal, seperti berita keuangan dan informasi tekstual lainnya, sehingga meningkatkan akurasi prediksi [8][9][10]. Inovasi seperti model MASTER yang dirancang oleh [11] mencontohkan kemajuan terkini dalam menangkap korelasi dinamis antar saham melalui fitur adaptif dan seleksi perhatian.

Di sisi lain, model Long Short-Term Memory (LSTM) tetap menjadi pilihan yang kuat untuk memproses data time series yang dinamis dan nonlinier, khususnya untuk saham teknologi dengan volatilitas tinggi seperti NVIDIA [12] [13] [14]. Kekuatan LSTM dalam mengatasi masalah hilangnya gradien dan melestarikan informasi jangka panjang menjadikannya sangat efektif dalam memahami pola harga yang kompleks [8]. Beberapa penelitian tekanan integrasi LSTM dengan Transformer atau model GRU untuk mencapai kinerja prediksi yang lebih akurat [15]

Namun, hasil perbandingan antara kedua model ini belum sepenuhnya konsisten. Penelitian oleh [16] melaporkan kinerja LSTM yang unggul dalam beberapa kasus, namun risiko penyederhanaan pola autokorelasi yang berlebihan masih menjadi tantangan. Penelitian Sujjada & Sembiring dan

Slamet Riyadi dkk. juga menunjukkan kemanjuran LSTM dan metode statistik lainnya seperti SARIMA dalam prediksi harga saham [17][18].

Selanjutnya, integrasi faktor eksternal seperti analisis sentimen pasar dan optimasi model parameter melalui teknik Principal Component Analysis (PCA) serta data pretreatment sudah terbukti meningkatkan akurasi prediksi dan efisiensi pelatihan [14][19]. Pendekatan ini termasuk dalam strategi terkini yang mengintegrasikan data harga internal dengan faktor eksternal untuk meniru pasar yang bergejolak dengan lebih realistis [20].

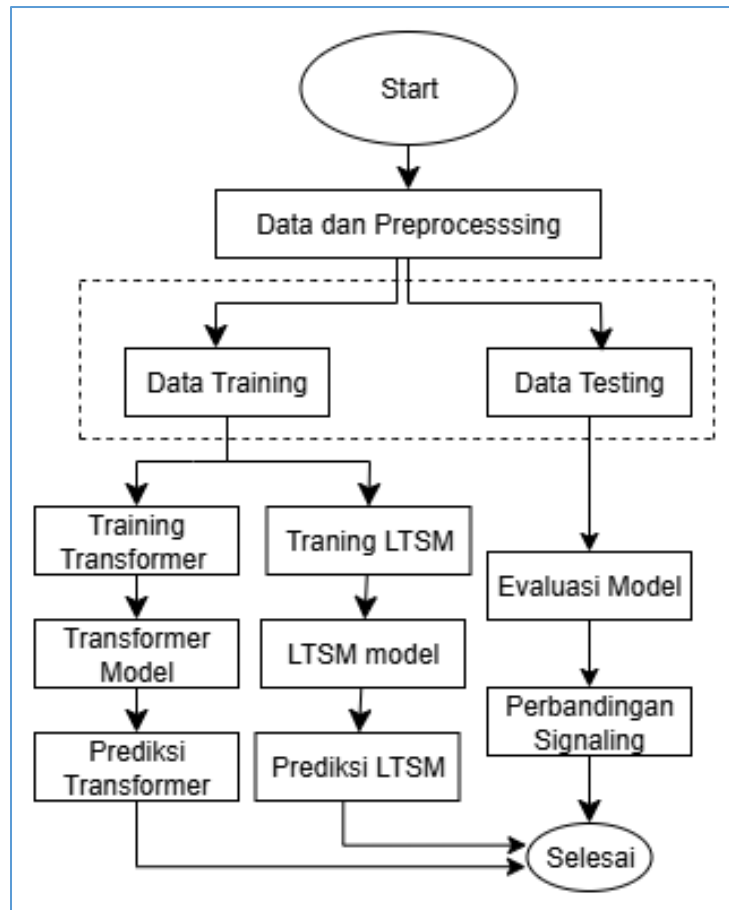
Dalam konteks strategi perdagangan, penelitian [21] dan [22] membahas penerapan aturan perdagangan yang mempengaruhi profitabilitas. Meskipun dampak grafikisme strategi terhadap pasar harga masih minimal, penerapan strategi berbasis aturan menyediakan kerangka untuk meningkatkan efektivitas prediksi harga saham dalam konteks perdagangan nyata.

Secara keseluruhan, kajian literatur mengindikasikan bahwa baik LSTM maupun Transformer memiliki keunggulan dan kelemahan yang saling melengkapi dalam memprediksi harga penutupan saham dengan volatilitas tinggi, seperti NVIDIA. Namun, terdapat kebutuhan untuk penelitian yang lebih komprehensif dan aplikatif, khususnya yang mengintegrasikan evaluasi kinerja model dengan strategi perdagangan berbasis aturan serta pemanfaatan data eksternal untuk memperkaya informasi prediktif.

Penelitian ini mengatasi kurangnya pemahaman komparatif kinerja LSTM dan Transformer dalam memprediksi harga penutupan saham NVIDIA di pasar yang sangat dinamis dari 2021 hingga 2025. Selain itu, penelitian ini mengevaluasi profitabilitas prediksi melalui strategi perdagangan berbasis aturan yang belum banyak diteliti. Gap penelitian adalah minimnya studi yang mengintegrasikan perbandingan model dan aplikasi trading praktis di pasar fluktuatif. Kontribusi utama adalah menyediakan wawasan baru dengan evaluasi performa model dan penerapan strategi trading berbasis prediksi yang meningkatkan akurasi dan relevansi keputusan investasi..

3 Metode Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur proses penelitian dalam meramalkan harga saham menggunakan model Transformer dan LSTM



Gambar 1 Tahapan penelitian

3.1 Data dan Pre-Processing

Data yang digunakan dalam penelitian ini diunduh langsung melalui antarmuka pemrograman aplikasi (API) Yahoo Finance, dengan menyebutkan kode saham NVDA untuk NVIDIA Corporation. Rekaman yang diambil terdiri atas harga penutupan harian selama empat tahun, dari 7 Juni 2021 hingga 7 Juni 2025, sehingga jumlah titik data mencapai 1.460 hari perdagangan. Pilihan harga penutupan sebagai variabel utama berlandaskan perannya sebagai sinyal akhir sesi yang mencerminkan keadaan pasar paling mutakhir. Serangkaian harga sejarah ini kemudian menjadi dasar untuk membangun dan menguji model ramalan dengan pendekatan Transformer dan LSTM dalam kajian ini.

3.2 Model Transformer

Dalam studi ini, peneliti memanfaatkan arsitektur Transformer untuk menganalisis dan meramalkan harga saham dalam jangka pendek hingga menengah. Model itu dipilih sebab oleh Transformer dapat menyisir hubungan panjang yang tersembunyi dalam deret waktu rumit, mirip pola harga saham sehari-hari [10].

menggunakan arsitektur Transformer untuk memodelkan dan memprediksi harga saham dalam jangka pendek Data harga saham historis diunduh dari Yahoo Finance diambil data close dan date. Data kemudian diproses melalui tahap pembersihan, normalisasi, dan pembagian menjadi data pelatihan dan pengujian.

Model Transformer yang digunakan mengadopsi mekanisme self-attention untuk mengekstrak fitur temporal dari data input. Training dilakukan dengan fungsi loss Mean Squared Error (MSE) dan teknik regularisasi dropout untuk menghindari *overfitting*. Evaluasi performa model menggunakan metrik RMSE dan MAPE, serta dibandingkan dengan model baseline seperti LSTM dan ARIMA [23] [24]

3.3 Model LTSM

Model LSTM merupakan terbukti menjadi salah satu teknik yang sangat efektif dalam menganalisis data deret waktu, khususnya dalam konteks peramalan harga saham [25]. Proses dimulai dengan pengumpulan data historis harga saham, yang kemudian dinormalisasi untuk menyesuaikan skala agar model LSTM dapat berfungsi dengan efisien dan mencegah ketidakstabilan selama pelatihan [26]. Penelitian menunjukkan bahwa jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi dan laju pembelajaran adalah hyperparameter yang penting dalam LSTM. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model LSTM dengan lebih banyak neuron dapat menyerap informasi yang lebih kompleks, yang berdampak langsung pada akurasi prediksi yang dihasilkan [27]. Lalu pengaturan hyperparameter seperti jumlah epoch dan ukuran batch sangat penting akurasi model yang sangat baik, di mana pengaturan jumlah epoch dan ukuran batch menjadi faktor utama yang mempengaruhi hasil akhir [28]. Setelah pelatihan selesai, evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan data pengujian untuk mengukur akurasi prediksi. Metrik yang digunakan dalam evaluasi antara lain *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE), serta analisis visual residual untuk menilai kesesuaian model terhadap peramalan [29]. Dengan metodologi ini, LSTM mampu memberikan hasil prediksi yang akurat dan menarik untuk analisis deret waktu yang memiliki pola temporal kompleks dan variabilitas tinggi seperti harga saham.

3.4 Evaluasi Model

Metodologi penelitian forecasting menggunakan Transformer memiliki keunggulan dalam menangkap ketergantungan jangka panjang pada data deret waktu melalui mekanisme self-attention yang memberikan bobot berbeda pada setiap input token, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model *deep learning* lain seperti LSTM dan RNN [30]. Namun, beberapa penelitian menunjukkan hasil yang beragam; misalnya, dalam prediksi harga saham, ada yang menemukan Transformer lebih unggul, sementara yang lain menunjukkan LSTM memiliki performa lebih baik meskipun Transformer lebih tahan terhadap *overfitting* [31]. Selain itu, pendekatan Transformer yang kompleks terkadang kalah efektif dibandingkan model linear sederhana dalam beberapa kasus *forecasting* jangka panjang, karena Transformer dapat kehilangan informasi temporal akibat sifat self-attention yang permutasi-invarian [5]. Dengan demikian, pemilihan metodologi forecasting menggunakan Transformer perlu disesuaikan dengan karakteristik data dan tujuan penelitian, serta dapat dipertimbangkan untuk dikombinasikan dengan pendekatan lain untuk hasil optimal.

3.5 Perbandingan Signaling

Strategi perdagangan berbasis aturan (*rule-based trading strategies*) memanfaatkan seperangkat aturan yang telah ditentukan sebelumnya untuk mengelola investasi, khususnya dalam skema pensiun kontribusi pasti. Strategi ini dapat memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan pendekatan statis dengan mencapai target pendapatan pensiun dengan probabilitas lebih tinggi, serta mengurangi kekurangan sambil mempertahankan alokasi aset yang stabil dan meminimalkan transaksi berlebihan [32]. Selain itu, *rule-based trading* memfokuskan pada penggunaan alat analisis teknikal untuk menghasilkan sinyal beli dan jual dengan tujuan memperoleh keuntungan. Pendekatan ini menggunakan aturan perdagangan yang sudah ditetapkan berdasarkan pola harga historis dan indikator teknikal guna mengidentifikasi peluang trading di pasar saham [33].

4 Hasil dan Pembahasan

Bab ini menyajikan temuan utama dari hasil pengujian model dan analisis performa model Transformer dan LSTM dalam memprediksi harga saham NVDA. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik yang relevan untuk membandingkan akurasi dan efektivitas kedua model dalam menangkap dinamika harga saham.

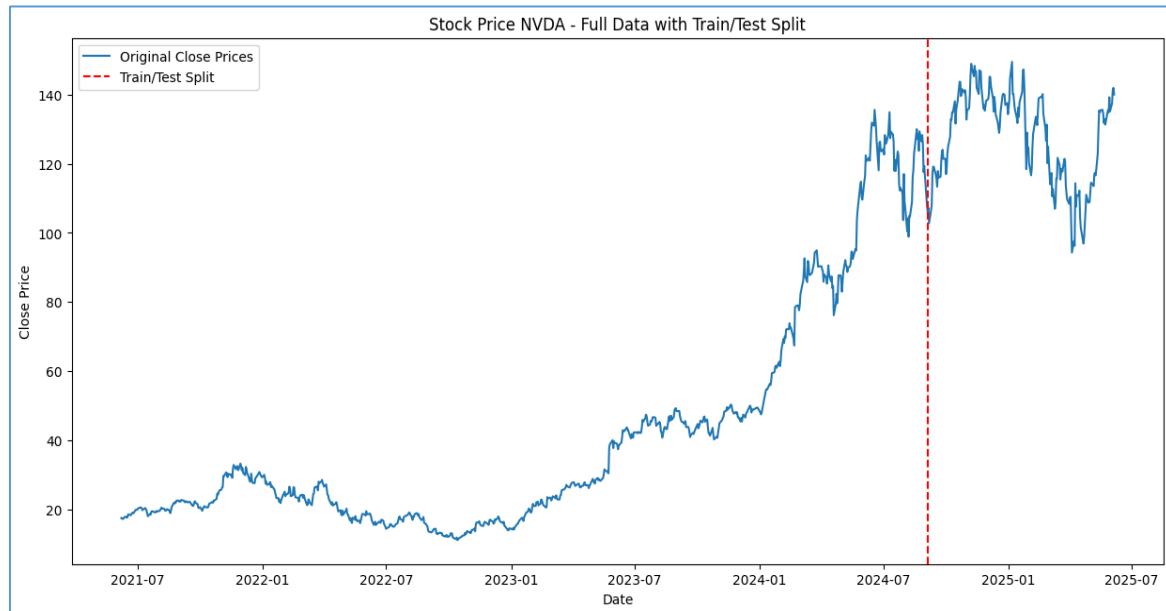
4.1 Data dan Pre-Processing

Tabel 1 menggambarkan dataset yang digunakan dalam penelitian ini, yang mencakup data harga penutupan saham NVDA dari periode 7 Juni 2021 hingga 5 Juni 2025. Pada tanggal awal yaitu

7 Juni 2021, harga saham tercatat sebesar 17.557625 USD, sementara pada tanggal terakhir 5 Juni 2025, harga saham mengalami kenaikan signifikan menjadi 139.980286 USD. Rentang waktu yang cukup panjang ini memungkinkan model untuk menangkap berbagai fluktuasi dan tren pasar saham NVDA secara menyeluruh.

Tabel 1 Dataset close saham nvdia

Keterangan	Date	Close (USD)
Head	2021-06-07	17.5577625
Tail	2021-06-05	139.980286



Gambar 2 Ploting dataset

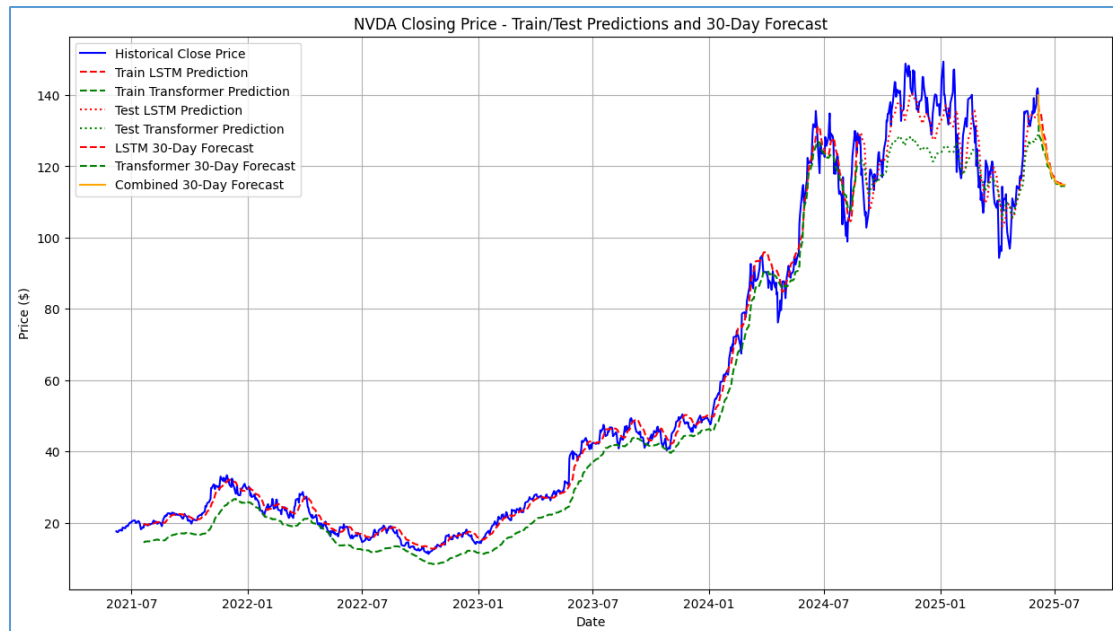
Gambar 2 menunjukkan grafik harga penutupan saham NVDA selama periode yang sama, dengan pembagian dataset secara acak menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Pembagian ini ditandai dengan garis merah putus-putus pada grafik, memastikan bahwa model dilatih pada data historis yang representatif dan diuji pada data yang benar-benar baru sehingga evaluasi performa model tidak bias.

Dalam kurun waktu 2023 hingga 2025, grafik memperlihatkan tren kenaikan harga yang cukup signifikan, mencerminkan sentimen positif pasar dan kepercayaan investor yang meningkat terhadap saham NVDA. Pola ini menjadi dasar penting bagi model untuk belajar dan memprediksi perilaku harga saham.

4.2 Hasil Prediksi

a. Visualisasi harga dan prediksi

Bagian ini membahas visualisasi hasil prediksi harga penutupan saham NVIDIA (NVDA) dari pertengahan tahun 2021 hingga pertengahan tahun 2025. Garis biru menyajikan data historis harga penutupan sesungguhnya, sedangkan garis putus-putus berwarna merah dan hijau merepresentasikan prediksi model LSTM dan Transformer pada periode pelatihan.



Gambar 3 Harga penutupan train/test dan ramalan 30 hari kedepan

Gambar 3 Menyajikan pergerakan harga penutupan saham NVIDIA (NVDA) dari pertengahan tahun 2021 hingga pertengahan tahun 2025. Garis biru tebal pada grafik merepresentasikan data historis harga saham yang sesungguhnya, sementara dua garis putus-putus berwarna merah dan hijau mencerminkan hasil prediksi dari model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Transformer terhadap data pelatihan.

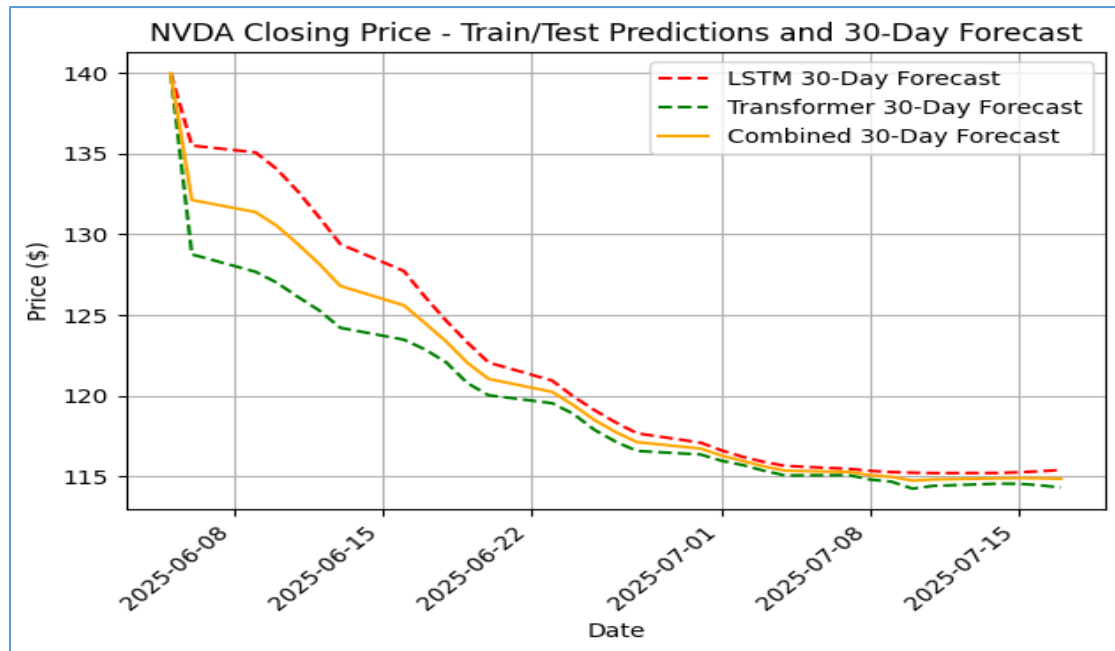
Pada periode pengujian, prediksi yang dihasilkan oleh kedua model tersebut, yang diwakili oleh garis-garis halus pada rentang data, menunjukkan kedekatan yang signifikan dengan nilai aktual. Hal ini mengindikasikan bahwa model LSTM dan Transformer memiliki kapabilitas yang memadai dalam menangkap pola dan dinamika harga saham di periode masa lalu.

Selanjutnya, grafik juga memuat proyeksi prediksi harga saham untuk 30 hari ke depan, yang ditandai dengan garis putus-putus lebih panjang dari masing-masing model, serta garis oranye yang menyajikan gabungan rata-rata hasil prediksi kedua model. Pola prediksi tersebut menunjukkan pergerakan zig-zag dengan kecenderungan sedikit menurun, yang menggambarkan potensi pelemahan pasar dalam jangka pendek tanpa adanya perubahan harga yang drastis.

Temuan ini memperkuat asumsi bahwa model LSTM maupun arsitektur Transformer dapat memberikan prediksi harga saham NVDA dengan tingkat akurasi yang dapat dipertanggungjawabkan. Selain itu, kombinasi hasil prediksi kedua model cenderung menghasilkan sinyal prediktif yang lebih stabil dan konsisten. Meskipun demikian, prediksi ini tetap memerlukan validasi berkelanjutan menggunakan data real-time agar kredibilitas dan relevansinya dapat terjaga di tengah dinamika pasar yang senantiasa berubah.

b. Detail Visualisasi Harga dan Prediksi

Bagian ini membahas visualisasi prediksi harga saham NVDA selama 30 hari ke depan dari model LSTM, Transformer, dan gabungan, yang menunjukkan tren penurunan harga secara bertahap hingga pertengahan Juli 2025.



Gambar 4 Detail prediksi harga penutupan 30 hari kedepan

Date	LSTM_Forecast	Transformer_Forecast	Combined_Forecast
6/6/2025	135.49866	128.75768	132.12816
6/9/2025	135.07784	127.67755	131.3777
6/10/2025	134.0523	127.008514	130.53041
6/11/2025	132.65938	126.12464	129.39201
6/12/2025	131.06508	125.289635	128.17735
6/13/2025	129.39632	124.208954	126.802635
6/16/2025	127.72698	123.47246	125.599724
6/17/2025	126.12634	122.86394	124.49514
6/18/2025	124.64348	122.06602	123.354744
6/19/2025	123.29322	120.77861	122.03591
6/20/2025	122.052704	120.02614	121.03942
6/23/2025	120.93526	119.53212	120.23369
6/24/2025	119.954414	118.87118	119.412796
6/25/2025	119.09873	117.87992	118.48933
6/26/2025	118.3397	117.144646	117.74217
6/27/2025	117.66923	116.57298	117.1211
6/30/2025	117.086685	116.356575	116.72163
7/1/2025	116.60194	115.96293	116.28244
7/2/2025	116.205055	115.69729	115.95117
7/3/2025	115.891785	115.34396	115.617874
7/4/2025	115.64859	115.05737	115.352974
7/7/2025	115.46354	115.08007	115.27181
7/8/2025	115.342834	114.79904	115.07094
7/9/2025	115.26539	114.67384	114.96961
7/10/2025	115.22734	114.23702	114.73218
7/11/2025	115.2022	114.41254	114.807365
7/14/2025	115.20957	114.5426	114.87608
7/15/2025	115.249535	114.53981	114.89468
7/16/2025	115.31414	114.45059	114.88237
7/17/2025	115.393524	114.30482	114.849174

Gambar 5 Detail harga penutupan 30 hari kedepan

Gambar 4 dan 5 memperlihatkan proyeksi harga saham NVDA selama 30 hari ke depan dengan tiga model prediksi: LSTM (garis merah putus-putus), Transformer (garis hijau putus-putus), dan prediksi gabungan keduanya (garis oranye). Ketiga model memulai prediksi dari harga sekitar 140 USD dan menunjukkan tren penurunan harga yang konsisten dan paralel sepanjang periode. Prediksi gabungan berada di antara hasil LSTM dan Transformer, memberikan estimasi yang lebih halus dan

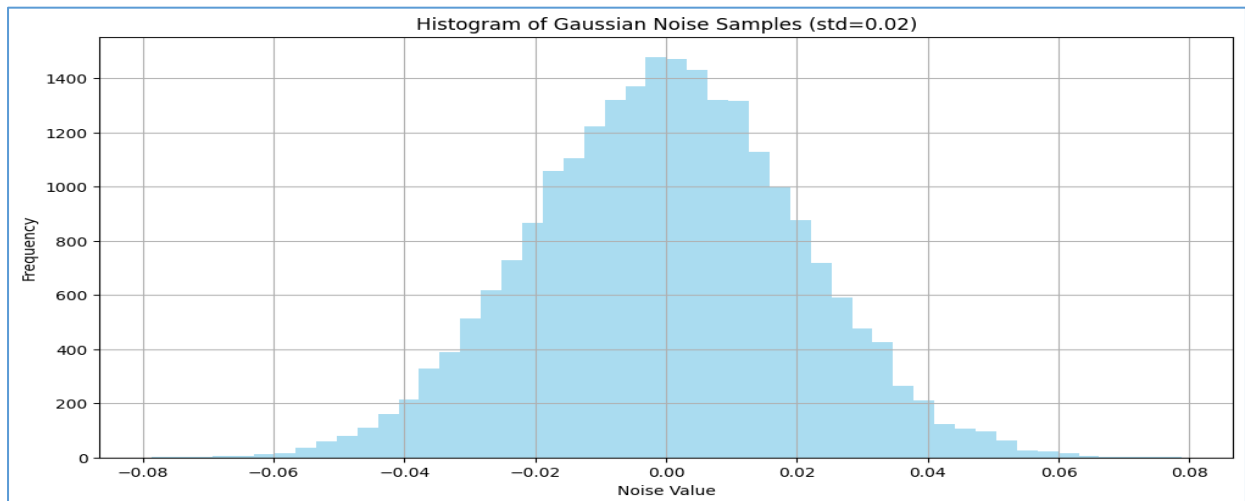
moderat. Menjelang akhir periode, harga diproyeksikan stabil di kisaran 115-116 USD, menggambarkan penurunan harga NVDA yang bertahap namun stabil dalam satu bulan ke depan

4.3 Evaluasi Model

Bagian ini mengevaluasi model prediksi harga saham menggunakan metrik RMSE dengan variasi parameter seperti distribusi Gaussian, model Transformer, dan jumlah epoch. Hasil menunjukkan konfigurasi dengan epoch optimal dan Gaussian dapat menurunkan RMSE, meningkatkan akurasi prediksi.

a. Gaussian Model

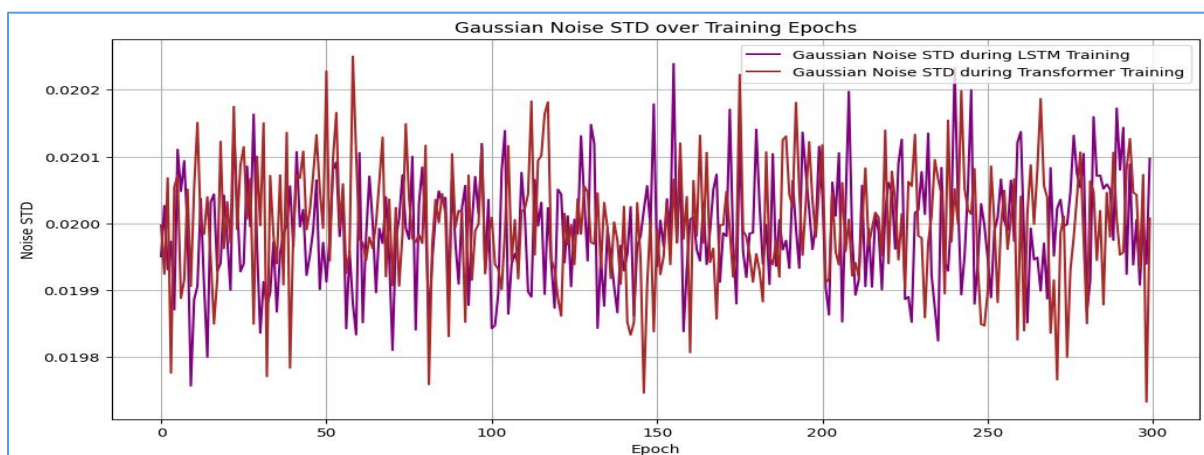
Evaluasi model Gaussian adalah proses untuk menilai seberapa baik model yang menggunakan distribusi atau noise Gaussian cocok dengan data dan dapat melakukan prediksi yang akurat.



Gambar 6 Histogram gaussian noise

Gambar 6 menampilkan histogram distribusi sampel *noise Gaussian* dengan standar deviasi 0,02. Kurva berbentuk lonceng ini menggambarkan bahwa nilai *noise* tersebar secara simetris di sekitar nol dengan frekuensi tertinggi pada nilai-nilai yang dekat nol, mencerminkan distribusi normal yang khas.

Hasil ini memastikan bahwa noise yang ditambahkan selama pelatihan atau simulasi model memiliki karakteristik random yang realistis dan terkendali, sehingga meningkatkan keandalan eksperimen dan ketahanan model terhadap variasi data



Gambar 7 Perubahan standar deviasi gaussian noise selama pelatihan epoch

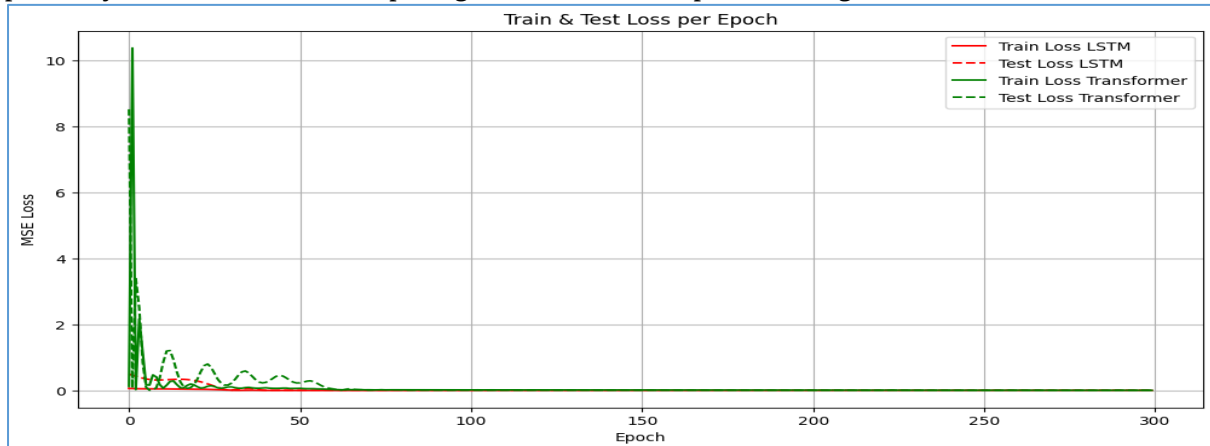
Gambar 7 menampilkan grafik standar deviasi noise Gaussian yang diterapkan selama pelatihan model LSTM dan Transformer pada setiap epoch. Warna ungu mewakili noise STD pada pelatihan LSTM, sedangkan warna coklat mewakili noise STD pada pelatihan Transformer. Terlihat bahwa

nilai STD noise keduanya stabil di sekitar 0,02 selama 300 epoch, dengan fluktuasi kecil yang merefleksikan variasi acak normal dari noise tersebut.

Kestabilan ini menunjukkan bahwa penerapan noise Gaussian berlangsung konsisten dan efektif, berperan sebagai teknik regularisasi yang membantu mencegah overfitting serta meningkatkan kemampuan generalisasi kedua model dalam memproses data time series saham..

b. Analisis Train & Epoch loss

Bagian ini membahas penurunan nilai loss selama pelatihan dan pengujian model, yang menunjukkan pembelajaran efektif dan kemampuan generalisasi baik tanpa overfitting.



Gambar 8 Grafik perubahan nilai train loss dan epoch loss selama pelatihan model

Gambar 8 memperlihatkan grafik nilai loss berupa Mean Squared Error (MSE) selama 300 epoch pelatihan dan pengujian model LSTM dan Transformer. Garis merah solid dan putus-putus masing-masing mewakili train loss dan test loss model LSTM, sedangkan garis hijau solid dan putus-putus mewakili train loss dan test loss model Transformer. Pada awal pelatihan, model Transformer menunjukkan nilai loss yang lebih tinggi dibandingkan LSTM, namun kedua model mengalami penurunan loss yang signifikan dan konsisten hingga mendekati nol setelah sekitar epoch ke-50.

Penurunan loss yang stabil dan kedekatan antara nilai train dan test loss pada kedua model menandakan bahwa keduanya berhasil mengadaptasi pola data dengan efektif dan mampu melakukan generalisasi tanpa overfitting yang signifikan. Meskipun awalnya Transformer tampil kurang baik, hasil akhirnya hampir setara dengan LSTM dalam hal performa prediksi pada dataset yang diuji.

c. Analisis Perbandingan LTSM dan Transformer

Pada tahap ini, dianalisis nilai RMSE pada data train dan test untuk model LSTM dan Transformer. Dari hasil tersebut, LSTM menunjukkan akurasi prediksi yang lebih baik dibanding Transformer.

Keterangan	LTSM	Transformer	Combined
Train	2.7703	5.3573	3.5643
Test	7.3796	10.8563	8.6727

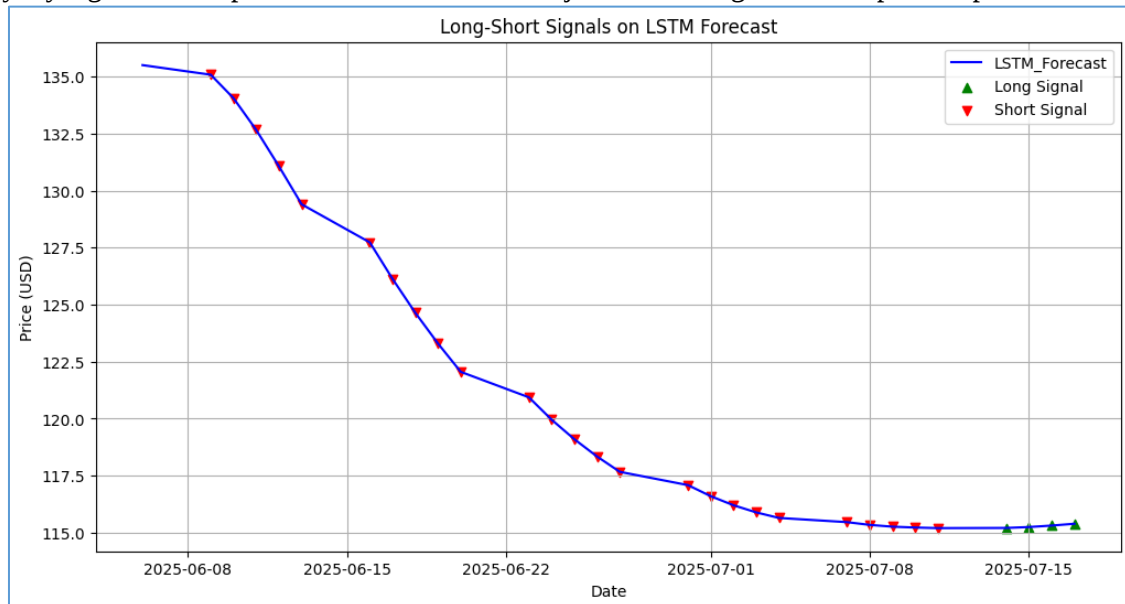
Tabel 2 Tabel RMSE

Tabel 2 menampilkan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebagai tolok ukur utama untuk menilai seberapa jauh prediksi model menyimpang dari nilai aktual pada data pelatihan dan pengujian. Pada data pelatihan, model Long Short-Term Memory (LSTM) mencatat RMSE sebesar 2.7703, yang lebih rendah dibandingkan model Transformer dengan nilai 5.3573. Model gabungan dari kedua arsitektur ini menempati posisi tengah dengan RMSE sebesar 3.5643. Ketika beralih ke data pengujian, LSTM tetap menunjukkan performa terbaik dengan RMSE 7.3796, diikuti oleh Transformer yang memiliki nilai RMSE lebih tinggi yaitu 10.8563, sedangkan model gabungan berada di angka 8.6727. Hasil ini menggambarkan bahwa model LSTM memberikan akurasi prediksi yang lebih baik baik di data pelatihan maupun pengujian dibandingkan Transformer. Meskipun model

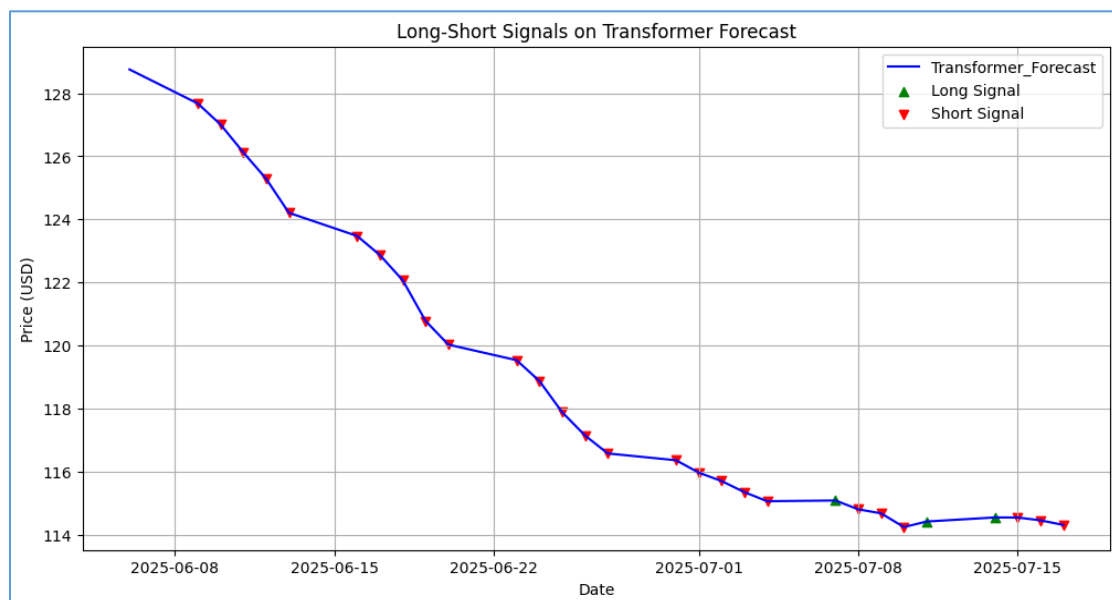
gabungan mampu mengungguli Transformer secara langsung, ia masih belum dapat menandingi performa LSTM sepenuhnya. Perbedaan yang cukup signifikan antara RMSE pada data pelatihan dan pengujian juga mengindikasikan tantangan dalam hal generalisasi model terhadap data baru yang belum pernah diobservasi sebelumnya.

4.4 Perbandingan Prediksi Signaling

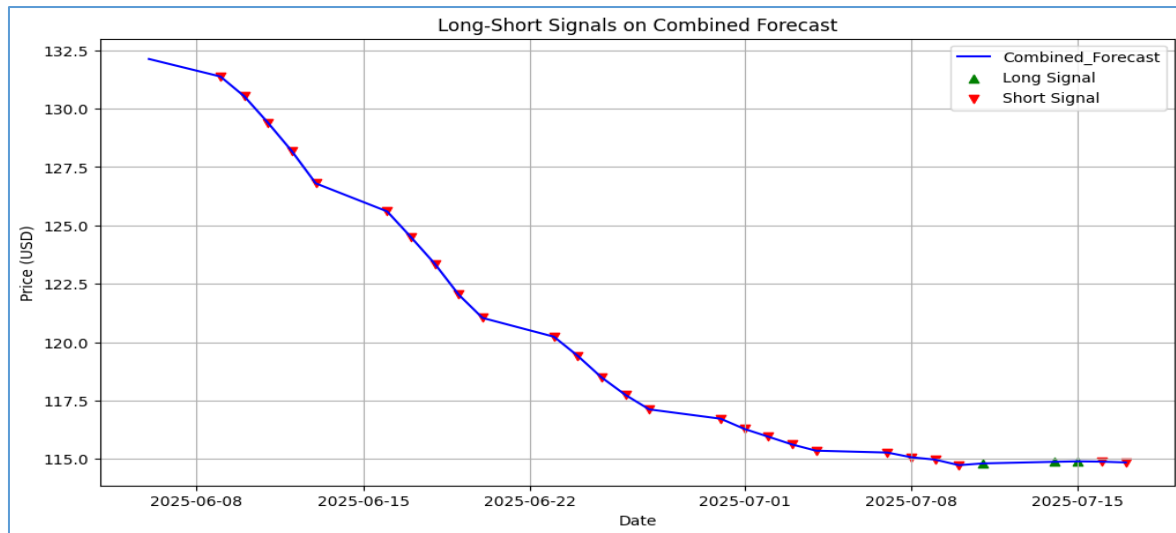
Bagian ini menampilkan tiga grafik hasil prediksi sinyal long dan short pada forecasting 30 hari menggunakan model LSTM, Transformer, dan gabungan. Masing-masing grafik memperlihatkan pola sinyal yang menandai potensi momentum beli dan jual secara singkat selama periode prediksi.



Gambar 9 Sinyal LSTM



Gambar 10 Sinyal transformer



Gambar 11 Sinyal combined transformer

Ketiga grafik, yaitu Gambar 9, Gambar 10, dan Gambar 11, memperlihatkan sinyal *trading long* (beli) dan *short* (jual) pada prediksi harga saham NVDA yang dihasilkan oleh model LSTM, Transformer, dan model gabungan selama periode Juni hingga Juli 2025. Garis biru pada masing-masing grafik merepresentasikan pergerakan harga prediksi dari masing-masing model. Sinyal *long* ditandai dengan segitiga hijau, sedangkan sinyal *short* menggunakan segitiga merah. Secara umum, ketiga model menunjukkan tren penurunan harga saham dengan dominasi sinyal *short* yang konsisten sepanjang periode, menunjukkan ekspektasi pasar terhadap koreksi harga saham. Sinyal *long* muncul secara terbatas terutama pada akhir periode, menunjukkan kesempatan posisi beli yang potensial namun jarang. Pola kemunculan sinyal *long* dan *short* pada ketiga model hampir serupa, mencerminkan konsistensi hasil prediksi dan validitas pendekatan pemodelan yang digunakan. Sinyal trading ini dihasilkan menggunakan pendekatan *rule-based trading*, di mana sinyal *long* muncul bila prediksi harga mengalami kenaikan dibandingkan periode sebelumnya, sedangkan sinyal *short* muncul saat prediksi harga menurun, memberikan strategi investasi otomatis yang mudah diinterpretasikan.

5 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa kedua model pembelajaran mendalam, yaitu LSTM dan Transformer, mampu menangkap pola temporal dalam prediksi harga penutupan saham NVIDIA dengan performa yang ditunjukkan melalui nilai RMSE. Model LSTM memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan model Transformer, dengan RMSE Test masing-masing 7.3796 dan 10.8563. Model gabungan dari kedua metode ini memberikan performa yang lebih baik dibanding Transformer, namun masih di bawah LSTM, serta menghasilkan prediksi tren penurunan harga moderat dan stabil selama 30 hari ke depan. Penambahan *noise Gaussian* selama pelatihan terbukti meningkatkan kemampuan generalisasi model. Selain itu, hasil prediksi model diterapkan dalam strategi *trading* berbasis *rule-based trading*, yang menghasilkan sinyal *long* ketika prediksi harga naik dan sinyal *short* ketika prediksi turun, sehingga mendukung pengambilan keputusan trading berdasarkan pola *long* dan *short* yang dihasilkan. Penelitian ini menghadapi beberapa keterbatasan, antara lain volatilitas pasar yang tinggi dan risiko *overfitting* pada model akibat sifat data finansial yang tidak stabil. Ketidakpastian dan pengaruh faktor non teknis seperti sentimen pasar dan berita ekonomi belum terintegrasi dalam model, yang dapat mempengaruhi akurasi prediksi harga saham. Selain itu, pengujian hanya dilakukan pada dua jenis model pembelajaran mendalam tanpa eksplorasi metode lain yang mungkin lebih robust terhadap dinamika pasar. Penelitian berikutnya disarankan untuk menggabungkan analisis sentimen dan faktor non teknis lain dalam pemodelan prediksi harga saham guna meningkatkan akurasi dan relevansi hasil. Selain itu, pengujian metode tambahan seperti Prophet, ARIMA, atau pendekatan *hybrid ensemble machine learning* perlu dilakukan untuk mengatasi pola musiman serta tren pasar finansial yang kompleks. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan ketahanan model dalam menghadapi dinamika pasar yang dipengaruhi oleh faktor fundamental dan sentimen investor.

Referensi

- [1] S. Wu, "Predicting Stock Prices in the Electric Vehicle and Technology Sectors using Long Short-Term Memory Models," *Advances in Economics Management and Political Sciences*, Vol. 94, No. 1, pp. 148–156, 2024, doi: 10.54254/2754-1169/94/2024ox0183.
- [2] H. Li, "Optimizing Stock Price Prediction: Exploring LSTM Architectural Parameters in Financial Forecasting," *Highlights in Science Engineering and Technology*, Vol. 85, pp. 1095–1099, 2024, doi: 10.54097/40px3f62.
- [3] Y. Yan, X. Nie, M. Wang, and Y. Chen, "LSTM-based Stock Price Prediction Model using News Sentiments," *Advances in Economics and Management Research*, Vol. 6, pp. 57–65, 2023, doi: 10.56028/aemr.6.1.57.2023.
- [4] L. Mochurad and A. Dereviannyi, "An Ensemble Approach Integrating LSTM and ARIMA Models for Enhanced Financial Market Predictions," *R Soc Open SCI*, Vol. 11, pp. 1–15, 2024, doi: 10.1098/rsos.240699.
- [5] A. Zeng, M. Chen, L. Zhang, and Q. Xu, "Are Transformers Effective for Time Series Forecasting?," *The Thirty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-23)*, Vol. 37, pp. 11121–11128, 2023, [Online]. Available: www.aaai.org
- [6] Z.-Y. Peng and P.-C. Guo, "A Data Organization Method for LSTM and Transformer when Predicting Chinese Banking Stock Prices," *Discrete Dyn Nat Soc*, Vol. 2022, pp. 1–9, 2022, doi: 10.1155/2022/7119678.
- [7] S. Tariq, "Evaluation of Stock Closing Prices using Transformer Learning," *Engineering Technology & Applied Science Research*, Vol. 13, pp. 11635–11642, 2023, doi: 10.48084/etasr.6017.
- [8] M. Ghudafa Taufik Akbar, S. Panggabean, and M. Noor, "Perbandingan Prediksi Harga Saham dengan menggunakan LSTM GRU dengan Transformer," Vol. 11, No. 1, 2022.
- [9] R. Wang, M. Sun, and L. Wang, "From News to Trends: A Financial Time Series Forecasting Framework With LLM-Driven News Sentiment Analysis and Selective State Spaces," *Journal of Intelligent Information System*, pp. 1–28, Apr. 2025, doi: 10.21203/rs.3.rs-6277319/v1.
- [10] J. Qiu, B. Wang, and C. Zhou, "Forecasting Stock Prices with Long-Short Term Memory Neural Network based on Attention Mechanism," *PLoS One*, Vol. 15, No. 2, pp. 1–15, 2020, doi: 10.1371/journal.pone.0227222.
- [11] T. Li, Z. Liu, Y. Shen, X. Wang, H. Chen, and S. Huang, "MASTER: Market-Guided Stock Transformer for Stock Price Forecasting," *Computational Engineering, Finance, and Science*, Vol. 1, pp. 1–11, 2024, [Online]. Available: www.aaai.org
- [12] Z. Yang and Z. Wang, "The Research of NVIDIA Stock Price Prediction based on LSTM and ARIMA Model," 2024, doi: 10.54097/dndygw34.
- [13] P. Dash, J. Mishra, and S. Dara, "LSTM-based Temporal Analysis of Nifty 50: Accuracy Dynamics Across Varied Time Frames," *Proceedings of the International Conference on Computational Innovations and Emerging Trends (ICCIET- 2024)*, Vol. 2024 ICCET, pp. 1164–1172, 2024, doi: 10.2991/978-94-6463-471-6_111.
- [14] J. Tan, "NVIDIA Stock Price Prediction by Machine Learning," *Highlights in Business Economics and Management*, Vol. 24, pp. 1072–1076, 2024, doi: 10.54097/dsz8ns50.
- [15] A. Zeng, M. Chen, L. Zhang, and Q. Xu, "Are Transformers Effective for Time Series Forecasting?," *Computer Science*, Vol. 37, pp. 1–15, 2022, doi: 10.48550/arxiv.2205.13504.
- [16] Z. Lin, "Comparative Study of LSTM and Transformer for A-Share Stock Price Prediction," *Proceedings of the 2023 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Internet and Digital Economy (ICAID 2023)*, Vol. 9, pp. 72–82, 2023, doi: 10.2991/978-94-6463-222-4_7.
- [17] A. Sujjada and F. Sembiring, "Prediksi Harga Bitcoin menggunakan Algoritma Long Short Term Memory," Vol. 9, No. 1, p. 2024.
- [18] A. Slamet Riyadi, I. Puspa Wardhani, and dan Andi Perdana, "Aplikasi Perbandingan Prediksi Harga Bitcoin menggunakan Deep Learning dengan Metode ARIMA, SARIMA, LSTM, dan Gradient Boosting Regressor," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi STI&K (SeNTIK)*, Vol. 7, No. 1, pp. 1–2, Jun. 2023.

- [19] X. Zhang, "Exploring the Synergy: Combining Improved Sparrow Search Optimization with Long Short-Term Memory (LSTM) for Enhanced Stock Price Prediction," *Highlights in Business Economics and Management*, Vol. 2022, No. 1, hindawi, pp. 1–11, 2024. doi: 10.54097/6mytfm47.
- [20] S. J. Pipin, R. Purba, and H. Kurniawan, "Prediksi Saham menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, Vol. 4, No. 4, pp. 806–815, Aug. 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4014.
- [21] J. Brzeszczyński, J. Gajdka, T. Schabek, and A. M. Kutan, "How Much do the Central Bank Announcements Matter on Financial Market? Application of the Rule-based Trading System Approach," *Expert Syst Appl*, Vol. 182, p. 115201, 2021, doi: 10.1016/J.ESWA.2021.115201.
- [22] A. G. Isaac and V. Ramaswamy, "Rule-based Trading on an Order-Driven Exchange: a Reassessment," Vol. 23, No. 12, pp. 1871–1886, 2023, doi: 10.1080/14697688.2023.2270711.
- [23] H. Emami, X.-H. Dang, Y. Shah, and P. Zerfos, "Modality-Aware Transformer for Financial Time Series Forecasting," *Computer Science, Machine Learning*, Vol. 2024, Oct. 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2310.01232>
- [24] R. Gal, E. Haber, B. Irwin, M. Mouallem, B. Saleh, and A. Ziv, "Using Deep Neural Networks and Derivative Free Optimization to Accelerate Coverage Closure," *2021 ACM/IEEE 3rd Workshop on Machine Learning for CAD (MLCAD)*, Vol. 2021, pp. 1–9, 2021, doi: 10.1109/MLCAD52597.2021.9531234.
- [25] Y. Gu, T. Shibukawa, Y. Kondo, S. Nagao, and S. Kamijo, "Prediction of Stock Performance using Deep Neural Networks," *Applied Sciences*, Vol. 10, p. 8142, 2020, doi: 10.3390/app10228142.
- [26] E. Patriya, A. Latif, and H. Handayani, "Peramalan Harga Saham Penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal Ilmiah Ekonomi Bisnis*, Vol. 28, Research Gate, pp. 304–314, 2023. doi: 10.35760/eb.2023.v28i2.7964.
- [27] G. Mu, J. Li, Z. Liao, and Z. Yang, "An Enhanced IHHO-LSTM Model for Predicting Online Public Opinion Trends in Public Health Emergencies," *Sage Open*, Vol. 14, No. 2, pp. 1–16, 2024, doi: 10.1177/21582440241257681.
- [28] F. Poernamawatie, I. N. Susipta, and D. Winarno, "Sharia Bank of Indonesia Stock Price Prediction using Long Short-Term Memory," *Journal of Economics Finance and Management Studies*, Vol. 07, No. 07, pp. 4777–4782, 2024, doi: 10.47191/jefms/v7-i7-94.
- [29] S. Gupta, C. S. Kudarihal, and M. Gupta, "Time Series Analysis of AMI Data and Comparative Energy Demand Forecasting using Deep Learning Models in a Smart Grid Scenario," *Engineering Research Express*, Vol. 7, 2025, 2025, doi: 10.1088/2631-8695/adc350.
- [30] R. F. Hadi, S. Sa'adah, and D. Adytia, "Forecasting of GPU Prices using Transformer Method," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, Vol. 12, No. 1, pp. 136–144, Mar. 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i1.1569.
- [31] Hazsanah Fadzriani Mutiara Nurul, "Analisis Perbandingan Model Long Short Term Memory dan Transformer untuk Prediksi Saham BRI," Universitas Katolik Parahyangan, 2024.
- [32] T. R. B. den Haan, K. W. Chau, M. van der Schans, and C. W. Oosterlee, "Rule-based Strategies for Dynamic Life Cycle Investment," *Eur Actuar J*, Vol. 12, No. 1, pp. 189–213, Jun. 2022, doi: 10.1007/s13385-021-00283-0.
- [33] S. K. Inani, H. Pradhan, S. Kumar, and B. Biswas, "Navigating the Technical Analysis in Stock Markets: Insights from Bibliometric and Topic," *Investment Management and Financial Innovations*, Vol. 21, No. 1, pp. 275–288, 2024, doi: 10.21511/imfi.21(1).2024.21.