

Prediksi Harga Saham Dengan XGBoost dan Sentimen Twitter

Isnaenti Nur Latifah ¹⁾, Nisa Hanum Harani ²⁾, Cahyo Prianto ³⁾

^{1), 2), 3)} Sekolah Vokasi Prodi Diploma IV Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional

Jl. Sariasih No.54, Sarijadi, Kec. Sukasari, Kota Bandung, Jawa Barat 4015

Email : isnaenti16@gmail.com

	Riwayat Artikel	
Diterima:	Direvisi:	Disetujui:
01-01-0000	01-02-0000	01-03-0000

Abstract

This study aims to examine the influence of social media sentiment on stock price prediction and to build a predictive model by integrating historical data with Twitter sentiment. The main issue addressed is the limitation of stock prediction models that rely solely on historical data without considering external factors such as public opinion. The method involves collecting Indonesian-language stock-related tweets and price data, performing text preprocessing using a lexicon-based approach (VADER) with the support of an automatic translator, and developing predictive models using XGBoost and LSTM algorithms. The results show that spikes in negative tweets tend to coincide with stock price declines, especially for certain stocks. Evaluation indicates that XGBoost performs better than LSTM in terms of prediction accuracy and stability, particularly for MDKA.JK. These findings suggest that integrating sentiment and historical data improves prediction quality. In conclusion, XGBoost is the more suitable model for stock price prediction systems based on historical and social media sentiment data.

Keywords: stock price prediction, Twitter sentiment, XGBoost, sentiment analysis

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji pengaruh sentimen media sosial terhadap prediksi harga saham dan membangun model prediktif dengan menggabungkan data historis dan sentimen dari Twitter. Permasalahan utama yang diangkat adalah keterbatasan model prediksi saham yang hanya mengandalkan data historis tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti opini publik. Metode yang digunakan dalam penelitian ini meliputi pengumpulan data saham dan tweet berbahasa Indonesia, preprocessing teks menggunakan pendekatan leksikal (VADER) dengan bantuan penerjemah otomatis, serta pembangunan model prediksi menggunakan algoritma XGBoost dan LSTM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa lonjakan tweet negatif cenderung berdekatan dengan penurunan harga saham, terutama pada saham tertentu. Evaluasi performa model menunjukkan bahwa XGBoost memiliki tingkat akurasi dan

kestabilan prediksi yang lebih baik dibandingkan LSTM, khususnya pada saham MDKA.JK. Temuan ini mengindikasikan bahwa integrasi data sentimen dan historis mampu meningkatkan kualitas prediksi. Kesimpulannya, XGBoost merupakan model yang lebih unggul untuk diterapkan dalam sistem prediksi harga saham berbasis data historis dan sentimen media sosial.

Kata kunci: prediksi harga saham, sentimen Twitter, XGBoost, analisis sentimen

Pendahuluan

Era digital ini, mempunyai berbagai pilihan dalam berinvestasi yang menjadi alternatif untuk menentukan pembagian dengan sumber daya yang dimiliki berguna bagi pengembangan di masa yang akan datang[1] Perkembangan teknologi informasi telah mendorong integrasi data sosial media dan pembelajaran mesin dalam bidang keuangan, termasuk untuk mendukung keputusan investasi melalui sistem prediksi harga saham berbasis kecerdasan buatan. Melalui catatan BEI, jumlah investor saham Indonesia didominasi generasi Z dan milenial dengan investor umur dibawah 30 tahun sebesar 55,38 persen berdasarkan data per Juni 2024[2] Perusahaan dengan harga saham yang rendah cenderung dipersepsikan memiliki kinerja yang kurang baik. Sebaliknya, harga saham yang tinggi sering kali mencerminkan kinerja perusahaan yang positif. Namun demikian, harga saham yang terlalu tinggi dapat menjadi hambatan bagi investor dengan modal terbatas[3] Salah satu risiko terburuk dari aktifitas investasi apabila tidak bisa manajemen risikonya yaitu kerugian[4]. Terkait hal tersebut, terdapat berbagai faktor yang dapat memengaruhi fluktuasi harga saham, baik yang berasal dari dalam perusahaan (faktor internal) maupun dari luar perusahaan (faktor eksternal)[5]. Seperti kebijakan pemerintah, nilai tukar mata uang, kondisi makro, sentimen dan rumor pasar, stabilitas politik dan ekonomi, serta manipulasi pasar[6]. Faktor dari persepsi publik saat ini dapat mempengaruhi harga saham tersebut melalui sentimen yang diungkapkan di media sosial, seperti platform X (twitter)[7].

Maka dari itu untuk mempermudah mengetahui naik turunnya harga saham diperlukannya prediksi pergerakan harga saham. Seperti pada penelitian oleh Qianyi Xiao dan Baha Ilnaini menggabungkan sentimen *Twitter* (dengan *VADER*) dan berita keuangan (dengan *FinBERT*) untuk memprediksi tren saham harian. Sentimen dihitung berdasarkan dua rentang waktu (jam alami dan jam bursa) dan dijadikan fitur prediksi. Dari enam algoritma yang diuji, *Naïve Bayes* menghasilkan performa terbaik di sebagian besar kasus[8].

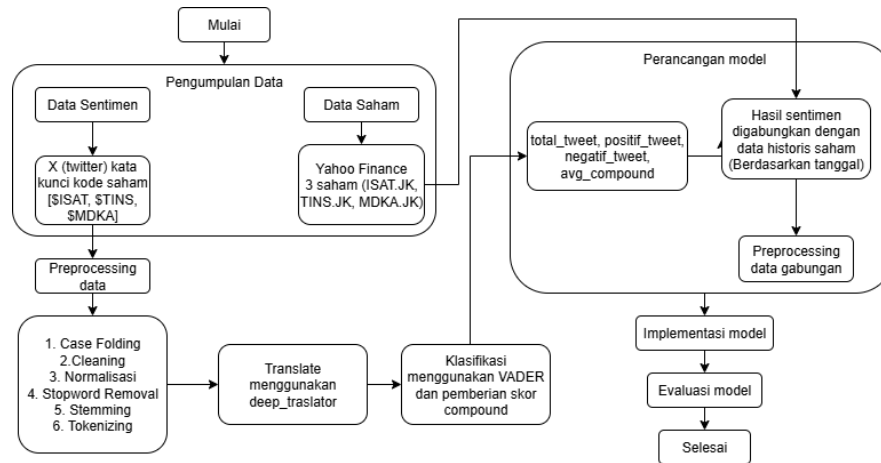
Penelitian oleh Marah Lisanne dan Jan Farchmin menggabungkan analisis sentimen *Twitter* (menggunakan *TextBlob*) dengan model prediksi harga saham berbasis *LSTM*. Sentimen digunakan sebagai fitur tambahan untuk meningkatkan akurasi prediksi, dan hasilnya menunjukkan bahwa integrasi data pasar dan sentimen media sosial dapat memperkuat prediksi arah harga saham[9].

Penelitian oleh Yifan Zhang menunjukkan bahwa algoritma *XGBoost* efektif digunakan dalam memprediksi harga saham berbasis data historis harian. Dalam studinya, menggabungkan data time-series dengan indikator teknikal seperti *EMA*, *SMA*, *RSI*, dan *MACD* untuk membentuk fitur prediksi. Dengan tuning parameter menggunakan *Grid SearchCV* dan evaluasi menggunakan *Mean Squared Error (MSE)*, model mampu menghasilkan prediksi yang akurat dengan *MSE* rendah sebesar 0,19. Penelitian ini menjadi dasar penting bahwa *XGBoost* sangat cocok untuk menangkap pola tren jangka pendek dan fluktuasi harga saham yang cepat[10]. Meskipun berbagai model prediksi telah banyak dikembangkan, sebagian besar masih berfokus pada data historis tanpa mempertimbangkan pengaruh opini publik dari media sosial secara kontekstual.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, kajian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pengaruh sentimen dari media sosial Twitter terhadap prediksi harga saham[11]. Salah satu permasalahan yang sering muncul adalah prediksi yang hanya mengandalkan data historis belum mampu menangkap pengaruh faktor eksternal[12], seperti opini publik atau persepsi pasar yang tersebar di media sosial[13]. Untuk mengatasi hal tersebut, algoritma *XGBoost* digunakan karena kemampuannya dalam mengenali pola waktu yang kompleks dalam data historis[10]. Di sisi lain, analisis sentimen dilakukan menggunakan metode *VADER*, yang dikombinasikan dengan *deep-translator* agar tweet berbahasa Indonesia dapat diterjemahkan terlebih dahulu ke dalam Bahasa Inggris, sehingga klasifikasi sentimen dapat dilakukan secara optimal menggunakan pendekatan berbasis leksikon[14]. Dengan menggabungkan kedua pendekatan ini, diharapkan model prediksi dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan relevan terhadap dinamika pasar yang sebenarnya.

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental yang bertujuan untuk membangun model prediksi harga saham dengan mempertimbangkan faktor historis dan sentimen media sosial. Model yang digunakan adalah *XGBoost* dan *LSTM* karena keduanya efektif dalam menangani pola data time series dan hubungan non-linear dalam pasar saham[15]. Untuk mendukung prediksi, data sentimen dianalisis menggunakan metode *VADER* yang digabungkan dengan penerjemahan teks otomatis agar sesuai dengan kamus leksikal berbahasa Inggris [14].



Gambar 1 Alur Metode Penelitian

1) Pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua jenis, yaitu data harga saham harian dari *Yahoo Finance* dan data tweet dari media sosial *Twitter*. Saham yang dianalisis mencakup ISAT.JK, TINS.JK, dan MDKA.JK [16] dengan rentang waktu tahun 2019–2025. Data saham mencakup *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*, sementara tweet dikumpulkan menggunakan simbol saham seperti \$ISAT dan \$MDKA melalui Twitter API[17].

2) Preprocessing Tweet dibersihkan melalui beberapa tahap seperti *case folding*, pembersihan karakter, normalisasi kata slang saham, *stopword removal*, dan *stemming*. Teks kemudian diterjemahkan ke Bahasa Inggris menggunakan *deep-translator* agar bisa dianalisis oleh *VADER* [51]. Skor sentimen diklasifikasikan menjadi positif, netral, dan negatif [39][40], lalu direkap harian dan digabung dengan data saham. Fitur tambahan seperti *Close_lag1*, dan *negatif_tweet* yang didapatkan dari hasil sentimen dibuat melalui proses *feature engineering* dan transformasi[18].

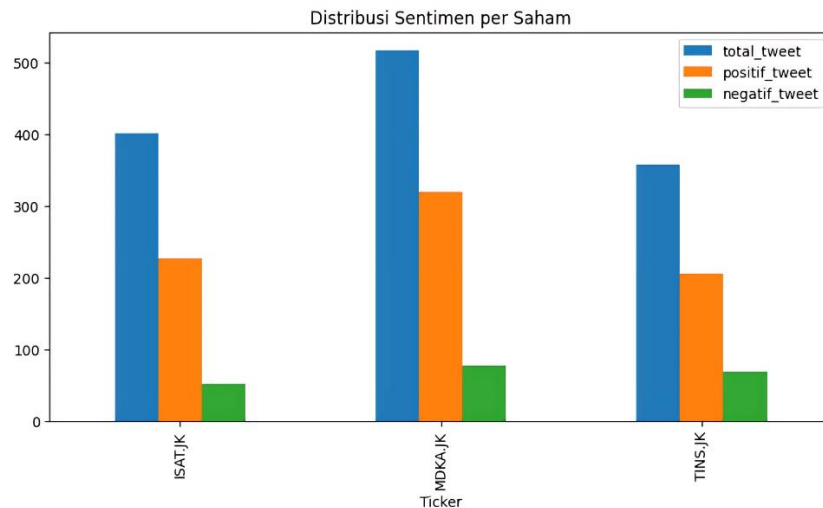
3) Implementasi Model Model dibangun menggunakan dua algoritma: *XGBoost* dan *LSTM*. *XGBoost* diatur dengan parameter seperti *n_estimators*, *max_depth*, dan *learning_rate* [18]. Sementara *LSTM* dirancang dengan layer memori dan parameter seperti *epochs*, *batch_size*, dan *time_steps*[15],[19]. Dataset dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji, serta dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler*[10].

4) Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *MSE*, *RMSE*, *MAE*, dan R^2 untuk menilai akurasi prediksi dari kedua model[20]. Visualisasi seperti *scatter plot* dan *loss curve* digunakan untuk mendukung analisis performa dan mendeteksi *overfitting*.

Hasil dan Pembahasan

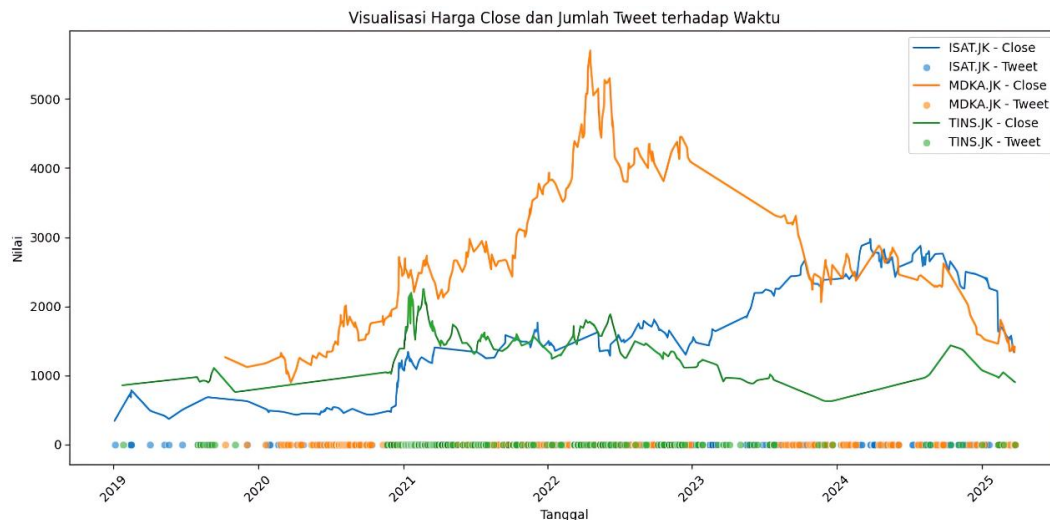
Hasil penelitian ini mencakup analisis data sentimen dan harga saham, serta evaluasi kinerja model prediksi *XGBoost* dan *LSTM*. Berikut disajikan visualisasi dan

pembahasan secara bertahap mulai dari distribusi tweet hingga akurasi prediksi harga saham.



Gambar 2 Distribusi Jumlah Tweet di per saham

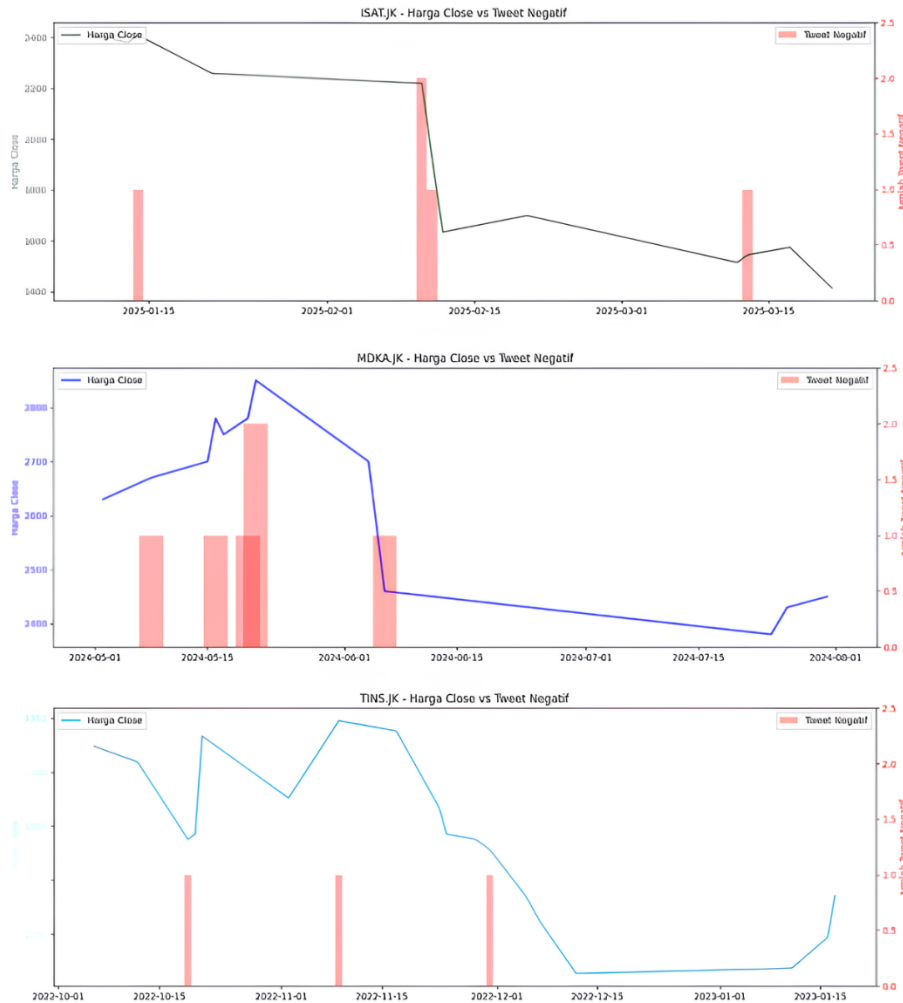
Gambar 2 menunjukkan distribusi total tweet, tweet positif, dan tweet negatif untuk masing-masing saham. MDKA.JK memiliki jumlah tweet tertinggi, diikuti oleh ISAT.JK dan TINS.JK. Ketiga saham secara umum lebih banyak menerima sentimen positif dibandingkan negatif.



Gambar 3 Visualisasi harga close dan jumlah tweet terhadap waktu

Grafik gambar 3 menunjukkan tren harga penutupan saham ISAT.JK, MDKA.JK, dan TINS.JK selama periode 2019–2025, disertai distribusi waktu kemunculan tweet yang berkaitan dengan masing-masing saham. Titik-titik pada grafik mewakili tanggal saat terdapat tweet terkait ticker tertentu, dan distribusinya menunjukkan bahwa aktivitas media sosial cenderung meningkat saat terjadi fluktuasi harga saham.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh sentimen dari media sosial terhadap harga saham serta membangun model prediktif berbasis data historis dan sentimen. Salah satu bentuk analisis yang dilakukan adalah memvisualisasikan hubungan antara jumlah tweet negatif dengan harga penutupan saham untuk masing-masing emiten. Visualisasi ini bertujuan mengidentifikasi apakah terdapat pola keterkaitan antara lonjakan sentimen negatif dengan pergerakan harga saham.



Gambar 4 Pengaruh Tweet Negatif terhadap Harga Saham

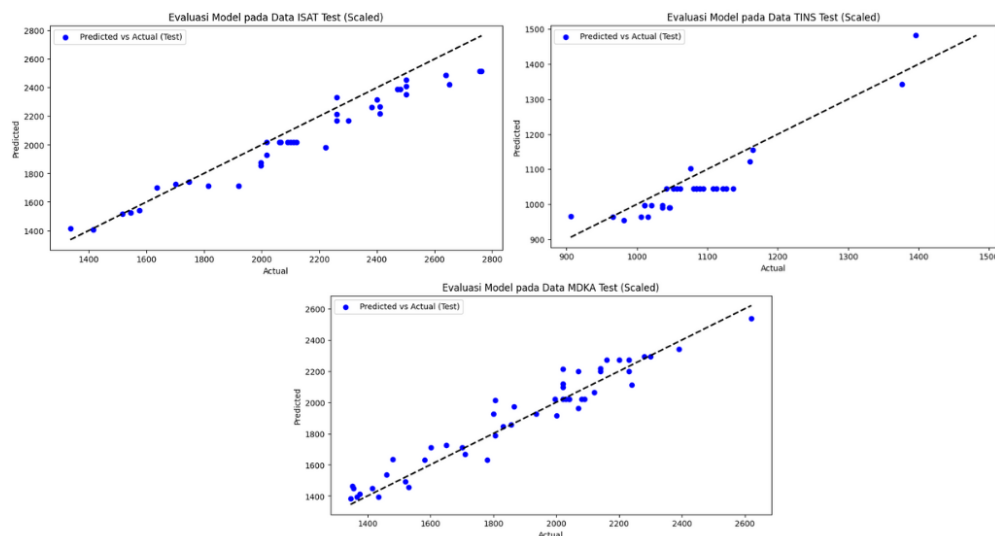
Gambar 4 memperlihatkan hubungan antara jumlah tweet negatif dan harga penutupan saham untuk ISAT.JK, MDKA.JK, dan TINS.JK. Secara umum, terlihat bahwa peningkatan jumlah tweet negatif cenderung berdekatan dengan penurunan harga saham. Pada saham ISAT.JK dan MDKA.JK, penurunan harga terlihat mengikuti lonjakan sentimen negatif. Sementara pada TINS.JK, sentimen negatif mulai muncul saat harga saham berada di titik tertinggi sebelum turun secara bertahap. Meskipun tidak selalu linier, pola ini menunjukkan bahwa sentimen negatif di media sosial dapat menjadi sinyal awal arah pergerakan harga saham [8][49].

Setelah dilakukan analisis terhadap pengaruh tweet negatif terhadap harga saham, tahap selanjutnya adalah membangun model prediksi saat data historis dan data sentimen telah digabungkan. Dilakukan pelatihan dan pengujian terhadap dua model, yaitu *XGBoost* dan *LSTM*, performa keduanya dibandingkan menggunakan metrik *MSE*, *RMSE*, *MAE*, dan R^2 di masing- masing saham.

Tabel 1 Perbandingan kinerja model *XGBoost* dan *LSTM*

Saham	Model	R^2 Test	RMSE	MAE	Val R^2	Keterangan
ISAT.JK	XGBoost	89%	121.36	100.31	<0	Overfitting di validasi
	LSTM	84%	159.05	133.80	<0	Kurang stabil
TINS.JK	XGBoost	76%	47.28	40.42	0.71	Cukup akurat dan stabil
	LSTM	43%	0.12	0.08	0.72	Halus, cocok untuk tren lambat
MDKA.JK	XGBoost	93%	82.88	66.58	0.85	Paling akurat dan konsisten
	LSTM	79%	0.09	0.07	0.36	Cenderung merata, kurang tajam

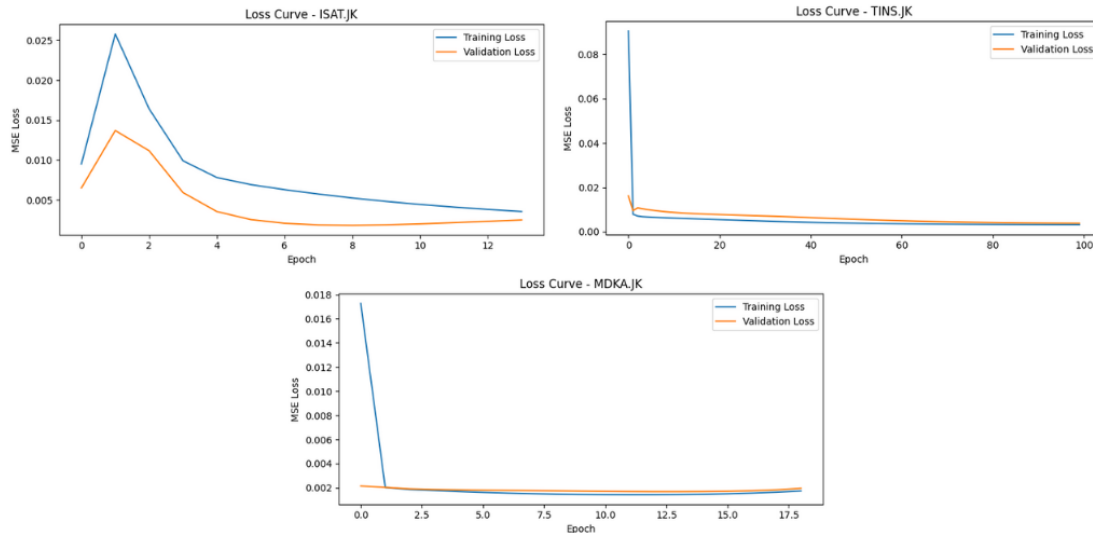
Dari tabel 1, terlihat bahwa *XGBoost* secara konsisten menghasilkan nilai R^2 yang lebih tinggi dan *error* yang lebih rendah dibandingkan *LSTM*, terutama pada saham MDKA.JK dan TINS.JK. Meskipun *LSTM* menunjukkan kemampuan yang cukup baik pada data validasi TINS, secara umum *XGBoost* lebih stabil, akurat, dan responsif terhadap fluktuasi harga. Oleh karena itu, *XGBoost* dipilih sebagai model terbaik untuk digunakan dalam prediksi harga saham.



Gambar 5 Scartterplot Hasil Prediksi vs Aktual menggunakan *XGBoost* pada ketiga saham

Gambar 5 menunjukkan sebaran titik antara nilai prediksi dan nilai aktual pada data uji untuk saham ISAT.JK, TINS.JK, dan MDKA.JK. Setiap titik menggambarkan sejauh mana hasil prediksi mendekati nilai sebenarnya; semakin dekat titik ke garis putus-putus (garis identitas), semakin akurat prediksi model.

Pada saham MDKA.JK, sebaran titik paling rapat ke garis identitas, menunjukkan bahwa prediksi model sangat akurat dan konsisten. Untuk TINS.JK, meskipun terdapat sedikit akumulasi pada kisaran harga tertentu, mayoritas prediksi tetap mengikuti tren aktual. Sedangkan pada ISAT.JK, terdapat penyebaran yang lebih lebar, menunjukkan bahwa model cenderung *overfitting* dan kurang presisi pada beberapa titik. Visualisasi ini memperkuat hasil evaluasi numerik bahwa XGBoost bekerja paling optimal pada saham MDKA.JK dan cukup baik pada TINS.JK.

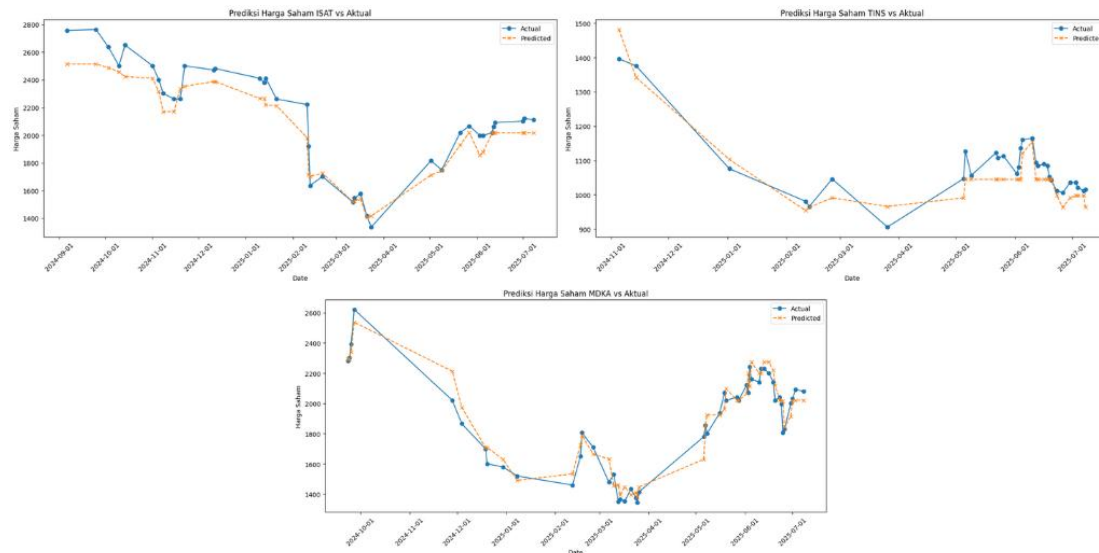


Gambar 6 Grafik *Loss Curva* Model *LSTM* pada ketiga saham

Gambar 6 memperlihatkan grafik *training loss* dan *validation loss* selama proses pelatihan model *LSTM* pada saham ISAT.JK, TINS.JK, dan MDKA.JK. Pada saham ISAT.JK, terlihat adanya *gap* antara *training* dan *validation loss* yang cukup besar, serta fluktuasi pada awal *epoch*, menandakan potensi *overfitting* dan ketidakstabilan model.

Sebaliknya, pada saham TINS.JK dan MDKA.JK, baik *training* maupun *validation loss* terlihat menurun secara stabil dan cenderung sejajar. Hal ini menunjukkan bahwa model *LSTM* pada dua saham tersebut memiliki proses pelatihan yang lebih terkendali dan tidak mengalami *overfitting* secara signifikan. Meski demikian, akurasi model *LSTM* secara keseluruhan masih kalah dibandingkan *XGBoost*, terutama dalam menangkap fluktuasi harga yang tajam.

Sebagai gambaran hasil prediksi dari model terbaik, Gambar 7 berikut menampilkan perbandingan antara harga aktual dan harga hasil prediksi *XGBoost* pada ketiga saham. Grafik menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola tren harga dengan baik dan menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual.



Gambar 7 Grafik Prediksi vs Harga Aktual menggunakan *XGBoost*

Pada gambar 7 saham MDKA.JK, prediksi sangat mendekati nilai aktual, menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola harga dengan presisi tinggi. Grafik TINS.JK juga memperlihatkan kesesuaian pola antara prediksi dan harga aktual, meskipun pada beberapa titik prediksi tampak agak tertahan. Sementara itu, pada ISAT.JK, meskipun tren umumnya berhasil diikuti, terdapat beberapa deviasi terutama saat terjadi penurunan tajam, mengindikasikan prediksi yang sedikit tertunda dalam merespons perubahan ekstrem.

Simpulan

Penelitian ini mengkaji integrasi antara data historis harga saham dan sentimen media sosial Twitter untuk membangun model prediksi harga saham yang lebih kontekstual. Berdasarkan hasil analisis, ditemukan bahwa jumlah tweet negatif memiliki pola keterkaitan dengan penurunan harga saham, meskipun hubungan tersebut tidak sepenuhnya linier. Temuan ini mendukung asumsi awal bahwa faktor eksternal seperti opini publik dapat memengaruhi dinamika harga saham, dan perlu dipertimbangkan dalam proses prediksi. Model yang digunakan dalam penelitian adalah *XGBoost* dan *LSTM*, yang keduanya dirancang untuk menangkap pola data *time series*. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik *MSE*, *RMSE*, *MAE*, dan R^2 , model *XGBoost* menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan *LSTM*, dengan akurasi tinggi dan kestabilan yang konsisten pada data uji, khususnya pada saham MDKA.JK. Metode *XGBoost* terbukti lebih mampu menangani data kombinasi numerik dan sentimen tanpa mengalami overfitting, sehingga lebih layak diterapkan dalam sistem prediksi nyata. Penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan memperluas sumber data sentimen, misalnya dari berita keuangan atau forum diskusi *online*, serta menambahkan fitur teknikal seperti *RSI* atau *MACD* sebagai variabel *input*. Selain itu, pendekatan berbasis *deep learning* juga dapat ditingkatkan dengan

optimasi arsitektur dan data yang lebih besar, sehingga mampu menangkap fluktuasi harga yang lebih kompleks.

Daftar Pustaka

- [1] R. A. Firdaus and N. Ifrochah, "Pengaruh Pengetahuan Investasi Dan Motivasi Investasi Terhadap Minat Investasi Mahasiswa Politeknik Keuangan Negara Stan Di Pasar Modal," *J. Acitya Ardana*, vol. 2, no. 1, pp. 16–28, 2022, doi: 10.31092/jaa.v2i1.1434.
- [2] M. Puspadini, "Investor Gen Z-Millennial Dominasi Pasar Modal, Tapi Aset Paling Kecil," CNBC Indonesia. [Online]. Available: <https://www.cnbcindonesia.com/market/20240812163415-17-562426/investor-gen-z-millennial-dominasi-pasar-modal-tapi-aset-paling-kecil>
- [3] D. Maulida and A. S. Mahardhika, "Analisis Perbedaan Harga Saham, Volume Perdagangan Saham, dan Return Saham Sebelum dan Sesudah Stock Split," *J. Akunt.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–7, 2021, doi: 10.37058/jak.v1i1.2754.
- [4] M. Muhidin and T. L. Situngkir, "Pengaruh Rasio Profitabilitas Terhadap Harga Saham Perusahaan Perbankan yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia pada Tahun 2015 - 2021," *Transform. Manag. Journal Islam. Educ. Manag.*, vol. 3, no. 1, pp. 15–27, 2022, doi: 10.47467/manageria.v3i1.2093.
- [5] E. Fitri and D. Riana, "Analisa Perbandingan Model Prediction Dalam Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Linear Regression, Random Forest Regression Dan Multilayer Perceptron," *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 6, no. 1, pp. 69–78, 2022, doi: 10.46880/jmika.vol6no1.pp69-78.
- [6] A. Marjuni, "Peramalan Harga Saham Serentak Menggunakan Model Multivariate Singular Spectrum Analysis," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 12, no. 1, pp. 17–25, 2022, doi: 10.21456/vol12iss1pp17-25.
- [7] M. R. S. Alfarizi, M. Z. Al-farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, "Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning," *Karya Ilm. Mhs. Bertauhid (KARIMAH TAUHID)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [8] Q. Xiao and B. Ihnaini, "Stock trend prediction using sentiment analysis," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 9, 2023, doi: 10.7717/PEERJ-CS.1293.
- [9] M. L. Thormann, J. Farchmin, C. Weisser, R. M. Kruse, B. Safken, and A. Silbersdorff, "Stock Price Predictions with LSTM Neural Networks and Twitter Sentiment," *Stat. Optim. Inf. Comput.*, vol. 9, no. 2, pp. 268–287, 2021, doi: 10.19139/soic-2310-5070-1202.
- [10] Y. Zhang, *Stock Price Prediction Method Based on XGboost Algorithm*. Atlantis Press International BV, 2023. doi: 10.2991/978-94-6463-030-5_60.
- [11] Q. A. R. Zakariyya, "Analisis pengaruh traffic sosial media twitter terhadap

- pergerakan harga saham pada pt. garuda indonesia,” in *Konferensi Tren Bisnis dan Manajemen Praktis di Pasar Indonesia*, 2020, pp. 37–44.
- [12] L. R. Widyawati and Imronudin, “Pengaruh Sentimen Investor Dan Antesedennya Terhadap Pengambilan Keputusan Investasi,” *J. Manag.*, vol. 7, no. 3, pp. 321–331, 2024.
- [13] Christophorus Bintang Saputra and D. P. Koesrindartoto, “Pemanfaatan Analisis Sentimen Youtube untuk Prediksi Harga Saham: Studi pada Investor Retail Indonesia,” *J. Manaj.*, vol. 21, no. 1, pp. 1–17, 2024, doi: 10.25170/jm.v21i1.5184.
- [14] V. H. Leonardi, A. Ibrahim, R. D. Kurnia, and M. Afrina, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pembelajaran Bahasa Menggunakan Metode VADER,” 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2285.
- [15] A. A. Ningrum, I. Syarif, A. I. Gunawan, E. Satriyanto, and R. Muchtar, “Algoritma Deep Learning-LSTM untuk Memprediksi Umur Transformator,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, pp. 539–548, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834587.
- [16] D. N. Fitriyani, “Daftar Saham Cuan Pekan Ini, Tambang dan Telekomunikasi Bisa Dipilih,” CNN Indonesia. [Online]. Available: <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20250317063145-92-1209526/daftar-saham-cuan-pekan-ini-tambang-dan-telekomunikasi-bisa-dipilih>
- [17] J. Y. Huang, C. L. Tung, and W. Z. Lin, “Using Social Network Sentiment Analysis and Genetic Algorithm to Improve the Stock Prediction Accuracy of the Deep Learning-Based Approach,” *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 16, no. 1, 2023, doi: 10.1007/s44196-023-00276-9.
- [18] S. Tri Nurmaya, B. Soesilo, and D. Abdul Fatah, “Prediksi Harga Saham Pada Bank Bca Tbk Dengan Teknik Xgboost (Extreme Gradient Boosting),” *JURSIMA (Jurnal Sist. Inf. Manajemen)*, pp. 370–379, 2025.
- [19] Y. E. N. Nugraha, I. Ariawan, and W. A. Arifin, “Weather Forecast From Time Series Data Using Lstm Algorithm,” *J. Teknol. Inf. Dan Komun.*, vol. 14, no. 1, pp. 144–152, 2023, doi: 10.51903/jtikp.v14i1.531.
- [20] M. Azahri, N. Sulistiyowati, and M. Jajuli, “Analisis Sentimen Pengguna Kereta Api Indonesia Melalui Sosial Media Twitter Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 1671–1675, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.6886.