



Prediksi IHSG Berdasarkan Sentimen Publik terhadap Kebijakan Ekonomi Nasional Menggunakan Model IndoBERT–LSTM

Galih Kusuma Wijaya^{a,*}, Maulana Anandyta Narayana^a, Muhammad Akbar Anugrah Syafa^a, Muhammad Alifian Yusuf^a, Iqbal Kharisudin^a, Virgania Sari^a

^a Statistika dan Sains Data, Universitas Negeri Semarang, Semarang 50229, Indonesia

* Alamat Surel: galihkajaya15@students.unnes.ac.id

Abstrak

Perkembangan ekonomi digital mendorong perubahan besar dalam cara publik menanggapi kebijakan ekonomi dan dinamika pasar keuangan. Media sosial kini berperan penting dalam membentuk persepsi masyarakat yang dapat memengaruhi keputusan investor serta pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi IHSG dengan mengintegrasikan analisis sentimen publik dari *platform* X (Twitter) menggunakan IndoBERT dan model deret waktu Long Short-Term Memory (LSTM). Data sentimen diklasifikasikan menjadi positif, netral, dan negatif, lalu dikonversi menjadi skor bulanan yang digabungkan dengan data historis IHSG. Dua konfigurasi model diuji, yaitu LSTM tanpa sentimen yang hanya mengandalkan data historis IHSG, serta LSTM dengan sentimen yang mengintegrasikan skor sentimen publik sebagai variabel tambahan. Hasil menunjukkan bahwa integrasi variabel sentimen menurunkan nilai RMSE dari 834,44 menjadi 711,47 serta MAE dari 722,46 menjadi 611,98, yang berarti meningkatkan akurasi sebesar 18 persen. Temuan ini menegaskan bahwa sentimen publik berperan signifikan sebagai indikator awal terhadap fluktuasi pasar saham di Indonesia..

Kata kunci:

LSTM, IndoBERT, IHSG, analisis sentimen, kebijakan ekonomi

© 2026 Dipublikasikan oleh Jurusan Matematika, Universitas Negeri Semarang

1. Pendahuluan

Transformasi digital dalam satu dekade terakhir telah mengubah paradigma analisis ekonomi, termasuk cara publik menanggapi kebijakan dan kondisi pasar keuangan. Media sosial kini bukan hanya sarana komunikasi, tetapi juga sumber data yang mencerminkan persepsi kolektif masyarakat terhadap isu ekonomi (Bollen et al., 2011). Dalam konteks di Indonesia, ekspresi publik melalui *platform* seperti X (Twitter) terhadap isu fiskal, inflasi, atau belanja pendidikan dapat dianggap sebagai refleksi awal terhadap pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).

Prediksi pergerakan IHSG umumnya dilakukan dengan memanfaatkan data historis harga saham dan indikator kuantitatif lainnya (Gempati et al., 2025; Ramadhanti et al., 2025). Pendekatan berbasis data historis memiliki peran penting dalam memahami pola pasar, tetapi memiliki keterbatasan dalam menangkap perubahan konteks sosial yang tidak terekam dalam angka. Kondisi pasar yang dipengaruhi oleh kejadian ekonomi, isu politik, atau sentimen publik menyebabkan model berbasis data historis sering kali kehilangan informasi kontekstual yang penting (Hadinegoro & Sulistiyo, 2025). Beberapa penelitian menunjukkan bahwa memasukkan variabel tambahan di luar data harga dapat meningkatkan kemampuan model dalam memahami dinamika pasar yang lebih kompleks (Prasetya, 2024). Namun,

To cite this article:

Wijaya, G. K., Narayana, M. A., Syafa, M. A. A., Yusuf, M. A., Kharisudin, I., Sari, V. (2026). Prediksi IHSG Berdasarkan Sentimen Publik terhadap Kebijakan Ekonomi Nasional Menggunakan Model IndoBERT–LSTM. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika 9*, 384-391

pemanfaatan sentimen publik berbasis bahasa Indonesia sebagai variabel prediktif masih jarang dilakukan, sehingga ruang pengembangan integrasi antara data sosial dan data pasar masih terbuka luas.

Perkembangan *natural language processing* (NLP) berbasis transformer membuka peluang baru untuk mengekstraksi informasi dari teks publik secara lebih akurat. Model seperti BERT mampu memahami konteks semantik dua arah dan telah digunakan secara luas dalam analisis sentimen berbahasa alami (Devlin et al., 2018). Untuk konteks bahasa Indonesia, IndoBERT memberikan keunggulan tambahan karena dilatih menggunakan korpus bahasa Indonesia sehingga lebih peka terhadap struktur dan ragam ekspresi lokal (Koto et al., 2020). Pada sisi pemodelan deret waktu, arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM) telah terbukti efektif dalam menangani dependensi jangka panjang dan pola nonlinier dalam data sekuensial termasuk pasar finansial (Hafshejani & Mansouri, 2025). Kombinasi representasi sentimen berbasis transformer dan model prediksi berbasis LSTM telah menunjukkan peningkatan akurasi dalam berbagai studi yang menggabungkan sinyal sosial dengan data harga saham (Pacheco et al., 2025).

Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus mengintegrasikan sentimen publik berbahasa Indonesia dengan data IHSG masih sangat terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan model prediksi IHSG berbasis pendekatan IndoBERT-LSTM dengan memanfaatkan data bulanan periode 2020 sampai 2025 yang menggabungkan harga historis dan skor sentimen publik. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiri melalui pemanfaatan data sosial sebagai sinyal tambahan dalam model prediksi pasar, sekaligus memperluas literatur mengenai integrasi NLP dan data sains dalam konteks pasar finansial Indonesia.

2. Metode

Metodologi penelitian ini dirancang untuk menghasilkan kerangka prediksi IHSG berbasis integrasi sinyal sentimen publik dan deret waktu harga saham. Seluruh proses dibangun secara sistematis untuk memastikan kestabilan representasi, kesesuaian temporal, dan reproduisibilitas model.

2.1. Dataset

Penelitian ini memanfaatkan dua sumber data heterogen: data tekstual dan data numerik pasar. Data tekstual diperoleh dari unggahan publik di *platform X* (Twitter), yang dipilih karena merupakan media utama bagi masyarakat dalam membahas isu ekonomi dan kebijakan fiskal. Pengumpulan data dilakukan dengan pendekatan kata kunci mencakup frasa-frasa seperti: kebijakan pemerintah, fiskal, ekonomi nasional, inflasi, dan entitas ekonomi terkait. Setiap *tweet* disimpan bersama waktu publikasinya untuk menjaga sifat *time-series*.

Sementara itu, data IHSG diambil dalam resolusi harian dan diambil nilai penutupan akhir bulan pada tanggal terakhir bulan tersebut. Hal ini dilakukan karena frekuensi bulanan lebih stabil untuk membangun relasi dengan sentimen publik yang tidak berubah secara intrahari. Agregasi bulanan juga umum digunakan dalam literatur *market-sentiment dynamics* karena mampu mengurangi *high-frequency noise* dan menangkap pergeseran ekspektasi investor dalam horizon menengah (Choyal & Sharma, 2025).

Kedua dataset kemudian disejajarkan menggunakan kalender bulanan. Jika salah satu sumber tidak memiliki observasi bulan tertentu, bulan tersebut akan dieliminasi untuk menjaga integritas struktur panel. Proses ini menghasilkan deret waktu multivariat yang koheren dan siap diproses lebih lanjut.

2.2. Pelabelan Sentimen

Klasifikasi sentimen *tweet* dilakukan dengan menggunakan model transformer IndoBERT Sentiment Analysis, yang dipilih karena kemampuannya dalam menangkap konteks dua arah dan variasi bahasa informal yang lazim ditemukan pada unggahan media sosial (Perwira et al., 2025). Setiap *tweet* diubah menjadi representasi token sub-kata dan dipetakan ke *embedding* kontekstual melalui *encoder BERT* sebelum diproses pada *classification head* tiga kelas (positif, netral, negatif).

Label polaritas dipetakan menjadi nilai numerik:

$$s_i = \{+1, \text{positif}, 0, \text{netral}, -1, \text{negatif}\}. \quad (1)$$

selanjutnya indeks sentimen bulanan dihitung melalui rata-rata agregasi linear:

$$S_t = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} s_i, \quad (2)$$

dengan n_t merupakan jumlah *tweet* bulan tersebut. Rata-rata dipilih karena stabil dan umum digunakan dalam literatur pemodelan sentimen pasar, terutama pada penelitian yang mengintegrasikan sinyal daring dengan indikator pasar keuangan.

2.3. Pra-pemrosesan Data

Tahap ini mengintegrasikan informasi sentimen dan informasi pasar dalam satu matriks fitur. Langkah yang dilakukan meliputi rekonstruksi fitur teknikal, pembentukan lag, transformasi momentum, pembentuk rata-rata bergerak, dan normalisasi.

2.3.1. Fitur Harga dan Turunannya

Fitur-fitur berbasis harga mencakup:

- harga penutupan bulanan P_t
- *return* bulanan:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}, \quad (3)$$

- lag harga:

$$P_{t-1}, P_{t-2} \quad (4)$$

yang digunakan untuk menangkap efek *autoregressive* jangka pendek.

2.3.2. Fitur Sentimen

Sinyal sentimen dikembangkan ke bentuk derivatif sederhana untuk mengungkap perubahan persepsi publik:

- indeks sentimen S_t
- lag sentimen: S_{t-1}, S_{t-2}

2.3.3. Normalisasi

Seluruh variabel distandarisasi dengan MinMaxScaler:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (5)$$

untuk memastikan stabilitas numerik selama proses pelatihan.

2.3.4. Pembentukan Sekuens

Dataset diubah menjadi sekuens *sliding window* dengan konfigurasi panjang jendela *input* 9 bulan dan horizon prediksi 3 bulan ke depan. Satu sampel *input* didefinisikan sebagai:

$$X_t = [x_{t-8}, x_{t-7}, \dots, x_t], \quad y_t = P_{t+3}. \quad (6)$$

Proses ini menghasilkan deret waktu supervisi yang siap dipelajari oleh model LSTM.

2.4. Arsitektur Model IndoBERT-LSTM

Model prediksi yang digunakan dalam penelitian ini memformulasikan pergerakan IHSG sebagai fungsi deret waktu multivariat X_t yang terdiri atas harga, perubahan harga, indeks sentimen, perubahan sentimen, serta lag historis. Untuk setiap jendela *input* sepanjang $L = 9$ bulan, model mempelajari pemetaan:

$$f_{\theta}: R^{L \times d} \rightarrow R, \quad (7)$$

dengan d adalah jumlah fitur pada setiap langkah waktu dan keluaran berupa proyeksi harga P_{t+3} tiga bulan mendatang.

Sinyal X_t diolah oleh jaringan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Pada setiap langkah waktu τ , mekanisme optimasi unit LSTM didefinisikan sebagai:

$$i_{\tau} = \sigma(W_i x_{\tau} + U_i h_{\tau-1} + b_i), \quad (8)$$

$$f_{\tau} = \sigma(W_f x_{\tau} + U_f h_{\tau-1} + b_f), \quad (9)$$

$$o_{\tau} = \sigma(W_o x_{\tau} + U_o h_{\tau-1} + b_o), \quad (10)$$

$$\tilde{c}_{\tau} = \tanh \tanh(W_c x_{\tau} + U_c h_{\tau-1} + b_c), \quad (11)$$

dengan i_{τ} , f_{τ} , dan o_{τ} masing-masing adalah *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*, sementara $\tilde{c}_{\tau}$ adalah kandidat memori. Sel memori dan keadaan tersembunyi diperbarui melalui:

$$c_{\tau} = f_{\tau} \odot c_{\tau-1} + i_{\tau} \odot \tilde{c}_{\tau}, \quad (12)$$

$$h_{\tau} = o_{\tau} \tanh(c_{\tau}), \quad (13)$$

dengan $\odot$ menunjukkan operasi perkalian elemen-per-elemen. Output jaringan LSTM terakhir diproyeksikan ke ruang skalar menggunakan fungsi linear:

$$\hat{P}_{t+3} = f_{\theta}(X_t). \quad (14)$$

Parameter θ mencakup seluruh matriks bobot dan bias pada LSTM maupun lapisan keluaran. Optimalisasi dilakukan melalui penurunan gradien stokastik dengan algoritma Adam, sedangkan fungsi *loss* yang digunakan adalah *Huber loss*, yang dinyatakan sebagai:

$$L_{\delta}(y, \hat{y}) = \begin{cases} \frac{1}{2}(y - \hat{y})^2, & \text{jika } |y - \hat{y}| \leq \delta \\ \delta \left(|y - \hat{y}| - \frac{1}{2}\delta \right), & \text{lainnya.} \end{cases} \quad (15)$$

Fungsi ini dipilih karena memberikan stabilitas yang lebih baik terhadap *outlier* dibandingkan MSE, yang umum terjadi pada deret waktu finansial.

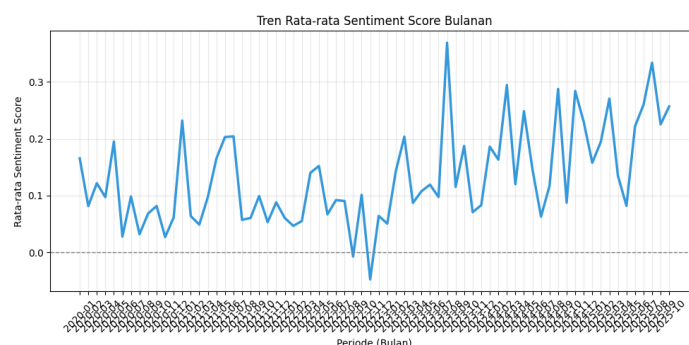
2.5. Pelatihan dan Evaluasi

Pembagian data dilakukan secara kronologis (80 persen untuk pelatiba dan 20 persen untuk pengujian) untuk menjaga kausalitas deret waktu. Evaluasi dilakukan pada skala harga asli menggunakan RMSE dan MAE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad MAE = \frac{1}{n} \sum |y_i - \hat{y}_i|. \quad (16)$$

Untuk menilai kontribusi prediktif sinyal sentimen, penelitian ini membandingkan dua konfigurasi model: LSTM Pure dengan menggunakan fitur harga saja dan LSTM + Sentimen yang mengintegrasikan seluruh fitur harga dan sentimen.

3. Hasil dan Pembahasan



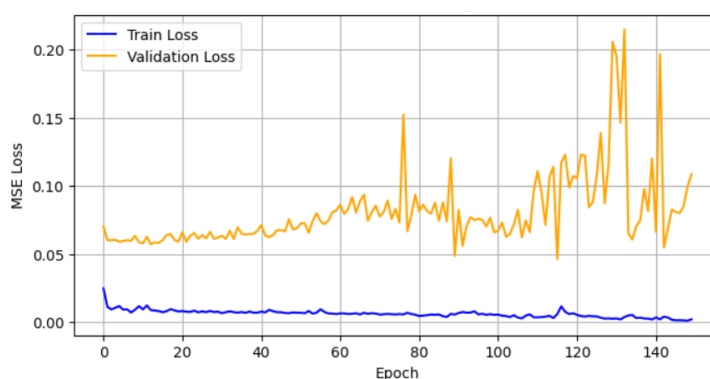
Gambar 1. Tren sentimen publik 2020-2025.

Gambar 1 menampilkan perkembangan rata-rata skor sentimen publik dari tahun 2020 hingga 2025. Secara umum, grafik memperlihatkan bahwa persepsi masyarakat terhadap isu-isu ekonomi nasional bergerak secara fluktuatif tetapi tidak menunjukkan perubahan ekstrem yang permanen. Pada periode 2020-2021, sentimen berada pada kisaran stabil dan cenderung meningkat perlahan, yang dapat dikaitkan dengan fase pemulihan pasca COVID-19 ketika pemerintah meluncurkan berbagai stimulus dan kebijakan fiskal yang relatif diterima positif oleh publik. Stabilitas ini menandakan bahwa dalam situasi ketidakpastian, masyarakat merespons informasi secara gradual dan tidak menunjukkan perubahan emosional yang drastis.

Memasuki periode 2022-2023, grafik menunjukkan peningkatan amplitudo fluktuasi. Pada fase ini sentimen publik tampak lebih reaktif terhadap isu-isu seperti perubahan harga energi global, dinamika geopolitik, serta kebijakan fiskal yang menimbulkan perdebatan. Pola ini menunjukkan bahwa persepsi masyarakat tidak lagi bergerak secara lambat, tetapi lebih cepat mencerminkan ekspektasi atau kekhawatiran kolektif. Perubahan mendadak dalam sentimen dapat dilihat sebagai sinyal bahwa masyarakat semakin responsif terhadap risiko makroekonomi jangka pendek.

Pola sentimen kemudian mempertahankan level variabilitas tinggi hingga awal 2025. Kondisi ini menunjukkan dua implikasi penting: pertama, bahwa opini publik bersifat dinamis dan sensitif terhadap informasi baru; dan kedua, bahwa perubahan arah sentimen kerap terjadi sebelum harga IHSG bergerak.

3.1. Hasil Pelatihan Model LSTM

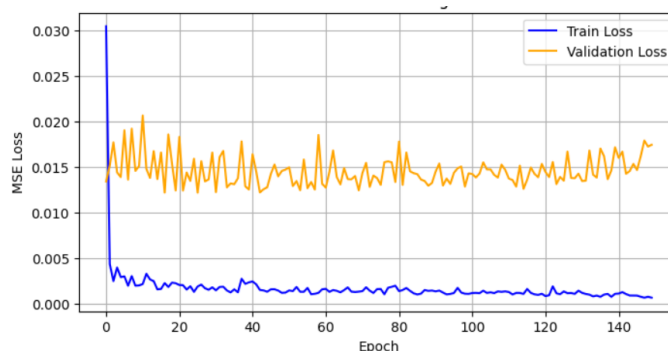


Gambar 2. Visualisasi loss model LSTM.

Gambar 2 memperlihatkan dinamika *training loss* dan *validation loss* pada model LSTM yang hanya menggunakan fitur harga historis (lag harga, dua lag sebelumnya, serta perubahan harga bulanan). Walaupun *training loss* menurun sangat cepat dan mencapai nilai yang rendah, *validation loss* justru bergerak sangat tidak stabil sepanjang proses pelatihan. Perbedaan jelas antara kedua kurva menunjukkan bahwa model mulai melakukan *memorization* terhadap pola jangka pendek yang terdapat pada data pelatihan, tetapi gagal mempertahankan performanya pada data baru. Ketidaksesuaian ini merupakan indikasi kuat terjadinya *overfitting*. Gejala *overfitting* pada model ini dapat dijelaskan melalui karakteristik data pasar keuangan. Harga IHSG sering kali terpengaruh oleh faktor-faktor eksogen seperti pernyataan pejabat publik, dinamika internasional, perubahan kebijakan fiskal, serta sentimen masyarakat. Ketika model hanya memiliki akses pada variabel harga, ia kehilangan konteks terhadap faktor eksternal yang mendorong volatilitas jangka pendek. Oleh karena itu, fluktuasi *validation loss* yang ekstrem mencerminkan ketidakmampuan model dalam menangkap variabilitas pasar yang sebenarnya.

Selain itu, lonjakan *validation loss* pada beberapa *epoch* memperlihatkan bahwa model gagal mengenali *turning points* yang menjadi ciri umum pasar finansial. Ketika pasar memasuki fase transisi, harga historis sering kali tidak memberikan cukup informasi bagi model untuk mengantisipasi perubahan tersebut. Hal ini menyebabkan model menghasilkan prediksi yang "tertinggal" dan jauh dari nilai aktual.

3.2. Hasil Pelatihan Model LSTM+Sentimen



Gambar 3. Visualisasi loss model LSTM+Sentimen.

Berbeda dengan model pertama, Gambar 3 menunjukkan bahwa penambahan fitur sentimen menghasilkan proses pelatihan yang jauh lebih stabil. Meskipun *training loss* tetap menurun secara bertahap, *validation loss* pada model ini bergerak dalam kisaran yang lebih sempit dan tidak mengalami lonjakan ekstrem sebagaimana terlihat pada model harga saja (Gambar 2). Stabilitas *validation loss* menandakan bahwa model lebih mampu menangkap struktur umum dari data dan menghasilkan generalisasi yang lebih baik terhadap sampel di luar data pelatihan.

trus Stabilitas ini menunjukkan bahwa sentimen publik berperan sebagai variabel eksogen yang memperkaya representasi dinamika harga. Ketika pasar menghadapi ketidakpastian atau perubahan rezim, sentimen publik sering kali berubah lebih cepat daripada harga. Dengan memasukkan sinyal ini ke dalam model, LSTM memperoleh konteks tambahan yang membantu memahami mekanisme pembentukan harga secara lebih komprehensif. Karena itu, model tidak hanya "mengikuti" pola harga historis, tetapi juga mempertimbangkan persepsi kolektif yang memengaruhi keputusan investor.

Selain itu, bentuk kurva pada Gambar 3 memperlihatkan bahwa penambahan sentimen mengurangi gap antara *training* dan *validation loss*. Fenomena ini mengindikasikan bahwa sentimen membantu menekan *noise* yang terdapat pada deret waktu harga. Ketika sentimen berubah, arah perubahan harga lebih mudah diprediksi, sehingga model dapat menyesuaikan diri tanpa mengalamai kesulitan mengikuti volatilitas pasar.

3.3. Evaluasi Performa Model

Tabel 1. Perbandingan performa model.

Model	RMSE	MAE
LSTM Pure	834,44	722,46
LSTM + Sentimen	711,47	611,98

Evaluasi kuantitatif dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE), yang keduanya diukur pada skala harga asli IHSG untuk memastikan interpretasi yang konsisten dengan konteks pasar. Hasil evaluasi menunjukkan perbedaan performa yang sangat jelas antara model LSTM yang hanya menggunakan variabel harga dan model LSTM yang menggabungkan aspek sentimen publik. Model LSTM Pure mencatat nilai RMSE sebesar 834,44 dan MAE sebesar 722,46, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang cukup besar. Nilai *error* yang tinggi ini sejalan dengan pola *validation loss* yang fluktuatif pada Gambar 2, di mana model gagal mempertahankan kestabilan generalisasi ketika dihadapkan pada variasi data yang tidak tampil pada proses pelatihan.

Sebaliknya, model LSTM + Sentimen menghasilkan RMSE sebesar 711,47 dan MAE sebesar 611,98, atau mengalami penurunan sekitar 14-15%. Penurunan ini tidak hanya menunjukkan peningkatan akurasi, tetapi juga mencerminkan bahwa integrasi sentimen publik memberikan informasi tambahan yang memperbaiki kemampuan model dalam menangkap dinamika pergerakan IHSG. Penurunan kesalahan absolut pada MAE juga menunjukkan bahwa model dengan sentimen lebih konsisten dalam menghasilkan prediksi yang dekat dengan harga aktual, bahkan pada periode volatilitas tinggi. Dengan demikian, hasil evaluasi ini menegaskan bahwa sentimen publik berperan sebagai variabel eksogen yang meningkatkan kualitas representasi *input* dalam pemodelan IHSG. Penurunan *error* pada kedua metrik, terutama MAE yang lebih sensitif terhadap *outlier*, juga menunjukkan bahwa model berbasis sentimen lebih *robust* terhadap pergerakan ekstrem yang umum pada pasar finansial Indonesia.

4. Simpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi sentimen publik ke dalam model peramalan IHSG berbasis LSTM memberikan peningkatan akurasi dan stabilitas yang signifikan dibandingkan model yang hanya menggunakan data harga historis. Tren sentimen publik 2020–2025 memperlihatkan pola fluktuatif yang responsif terhadap dinamika ekonomi dan kebijakan, dengan karakteristik yang kerap muncul lebih awal daripada perubahan harga pasar. Ketika sinyal ini digabungkan ke dalam model, proses pelatihan menjadi lebih stabil dan *validation loss* tidak lagi menunjukkan volatilitas ekstrem seperti pada konfigurasi LSTM Pure. Hal ini tercermin pada hasil evaluasi kuantitatif, di mana model LSTM Pure

menghasilkan RMSE sebesar 834.44 dan MAE sebesar 722.46, sedangkan model LSTM + Sentimen menunjukkan peningkatan nyata dengan RMSE 711.47 dan MAE 611.98. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa sentimen publik berperan sebagai variabel eksogen yang memperkaya konteks perilaku harga, terutama dalam menangkap perubahan rezim pasar dan titik balik harga yang tidak dapat dijelaskan sepenuhnya oleh variabel teknikal. Dengan demikian, penelitian ini menegaskan bahwa integrasi informasi sosial ke dalam model *deep learning* memberikan kontribusi prediktif yang substansial dalam memahami dinamika pasar keuangan Indonesia dan membuka peluang eksplorasi lebih lanjut terhadap model hibrida yang menggabungkan sumber data keuangan dan non-keuangan secara simultan.

Daftar Pustaka

- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1–8. <https://doi.org/10.1016/J.JOCS.2010.12.007>
- Choyal, B., & Sharma, S. (2025). Investor Sentiment: A Thematic Review and Research Agenda. *Global Business and Finance Review*, 30(9), 94–108. <https://doi.org/10.17549/GBFR.2025.30.9.94>
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *NAACL HLT 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference*, 1, 4171–4186. <https://arxiv.org/pdf/1810.04805>
- Gempati, A., Fradani, F. A. R., Ibrahim, R. M., Astuti, T. K., Prasetyo, Y. R., & Devi, L. Y. (2025). PERAMALAN DATA IHSG 2021-2025 DI INDONESIA DENGAN TIME SERIES MODELING AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA). *JURNAL ILMIAH EKONOMI DAN MANAJEMEN*, 3(5), 225–234. <https://doi.org/10.61722/JIEM.V3I5.4650>
- Hadinegoro, Y. S., & Sulistiyo, H. (2025). Analisis Pengaruh Sentimen Publik di Media Sosial (Twitter) Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) : Implikasi Koperasi Desa Merah Putih. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 11(11.C), 197–208. <https://jurnal.peneliti.net/index.php/JIWP/article/view/11948>
- Hafshejani, M. S., & Mansouri, N. (2025). Enhancing Stock Market Prediction with LSTM: A Review of Recent Developments and Comparative Analysis. *Archives of Computational Methods in Engineering* 2025, 1–98. <https://doi.org/10.1007/S11831-025-10370-0>
- Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP. *COLING 2020 - 28th International Conference on Computational Linguistics, Proceedings of the Conference*, 757–770. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.coling-main.66>
- Pacheco, C., Shukla, A., D'Silva, A., Fernandes, C., Savant, S., & Aswale, S. (2025). Stock Market Prediction Using Lstm and Bert. *2025 International Conference on Technology Enabled Economic Changes (InTech)*, 301–307. <https://doi.org/10.1109/INTECH64186.2025.11198555>
- Perwira, R. I., Permadi, V. A., Purnamasari, D. I., & Agusdin, R. P. (2025). Domain-Specific Fine-Tuning of IndoBERT for Aspect-Based Sentiment Analysis in Indonesian Travel User-Generated Content. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 11(1), 30–40. <https://doi.org/10.20473/JISEBI.11.1.30-40>
- Prasetya, E. (2024). Pengaruh Faktor-Faktor Makro Ekonomi Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Di Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2018-2022. *Jurnal Manajemen Bisnis Eka Prasetya Penelitian Ilmu Manajemen*, 10(1), 156–164. <https://doi.org/10.47663/JMBEP.V10I1.369>

Ramadhanti, A. R., Putri, S. R., Trimono, & Idhom, M. (2025). Implementasi Model BiLSTM-Attention untuk Prediksi Nilai IHSG Berdasarkan Data Historis OHLCV. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 19(2), 98–108. <https://doi.org/10.33998/MEDIASISFO.2025.19.2.2392>