

**PREDIKSI HARGA MINYAK MENTAH BRENT MENGGUNAKAN
BI-LSTM ATTENTION PADA KRISIS GEOPOLITIK 2026**

Kunti Najma Jalia¹, Adi Suwondo²

Universitas Sains Al-Qur'an

E-mail: najmajalia@mhs.unsiq.ac.id¹, adisuwondo@unsiq.ac.id²

Abstrak

Harga minyak mentah Brent sebagai tolak ukur pasar energi global sangat rentan terhadap guncangan geopolitik, sebagaimana tercermin dari lonjakan harga ekstrem yang terjadi akibat gangguan jalur distribusi di kawasan Timur Tengah pada awal 2026. Kondisi ini menegaskan urgensi pengembangan model prediksi harga minyak yang akurat dan andal, terutama pada periode volatilitas tinggi. Penelitian ini mengusulkan model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) yang dilengkapi attention mechanism untuk memprediksi harga penutupan harian minyak mentah Brent. Data yang digunakan mencakup 4.032 observasi harian dari periode Januari 2010 hingga Februari 2026. Transformasi log-return diterapkan untuk mengatasi non-stasioneritas data harga, diikuti normalisasi MinMaxScaler dan pembentukan sekuens sliding window sepanjang 60 hari. Arsitektur model terdiri dari dua lapisan BiLSTM dengan BatchNormalization, custom attention layer, dan mekanisme Dropout sebagai regularisasi, dengan total 79.969 parameter. Hasil evaluasi pada test set menunjukkan performa yang sangat baik dengan MAPE sebesar 1,37%, RMSE \$1,34, MAE \$1,01, dan $R^2 = 0,9718$. Sebanyak 98,3% prediksi berada dalam rentang toleransi tanpa adanya systematic bias. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi transformasi log-return dan arsitektur BiLSTM + attention secara efektif mengatasi keterbatasan pemodelan harga langsung, dan memberikan fondasi metodologis yang kuat untuk pengembangan sistem prediksi harga energi berbasis deep learning.

Kata Kunci — BiLSTM, Attention Mechanism, Prediksi Harga Minyak, Brent Crude, Log-Return, Deep Learning.

Abstract

Brent crude oil prices, as the primary benchmark of the global energy market, are highly susceptible to geopolitical shocks, as demonstrated by the extreme price surge triggered by distribution route disruptions in the Middle East region in early 2026. This condition underscores the urgency of developing accurate and reliable oil price prediction models, particularly during periods of high volatility. This study proposes a Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) model equipped with an attention mechanism to predict daily closing prices of Brent crude oil. The dataset comprises 4,032 daily observations spanning January 2010 to February 2026. Log-return transformation was applied to address the non-stationarity of raw price data, followed by MinMaxScaler normalization and sliding window sequence construction with a window length of 60 days. The model architecture consists of two BiLSTM layers with BatchNormalization, a custom attention layer, and Dropout regularization, totaling 79,969 parameters. Evaluation on the test set demonstrated excellent performance, achieving a MAPE of 1.37%, RMSE of \$1.34, MAE of \$1.01, and R^2 of 0.9718. A total of 98.3% of predictions fell within error tolerance with no systematic bias detected. This study demonstrates that the combination of log-return transformation and BiLSTM + attention architecture effectively overcomes the limitations of direct price modeling, providing a robust methodological foundation for the development of deep learning-based energy price forecasting systems.

Keywords— BiLSTM, Attention Mechanism, Oil Price Forecasting, Brent Crude, Log-Return, Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Minyak mentah Brent merupakan tolok ukur (benchmark) harga minyak yang paling dominan di pasar global, mencakup lebih dari 63% kontrak perdagangan minyak internasional (11 juta b/d dari total), lebih dominan dari Oman/Dubai (22%) dan WTI (9%) [1]. Sebagai komoditas strategis, pergerakan harga minyak Brent memiliki implikasi luas terhadap stabilitas ekonomi makro, kebijakan fiskal negara, keputusan investasi sektor energi, serta dinamika inflasi global [2], [3]. Bagi negara-negara berkembang yang bergantung pada impor energi, fluktuasi harga minyak secara langsung mempengaruhi neraca pembayaran dan daya beli masyarakat [4], [5], [6]. Oleh karena itu, kemampuan memprediksi pergerakan harga minyak secara akurat menjadi kebutuhan yang sangat penting bagi berbagai pemangku kepentingan.

Salah satu karakteristik yang paling menantang dari pasar minyak adalah sensitivitasnya yang tinggi terhadap guncangan geopolitik [7]. Berbagai peristiwa di masa lalu telah membuktikan hal ini, mulai dari Krisis Teluk Persia 1990, gejolak Arab Spring tahun 2011, hingga konflik di Eropa Timur pada 2022, yang masing-masing memicu lonjakan harga minyak dalam waktu singkat [8]. Memasuki tahun 2026, kawasan Timur Tengah kembali mengalami eskalasi ketegangan geopolitik yang berdampak signifikan pada jalur distribusi energi global [9]. Gangguan pada aktivitas pelayaran di Selat Hormuz yang menjadi jalur transit bagi sekitar 20% pasokan minyak mentah dunia menyebabkan terganggunya rantai pasokan global secara masif [10]. Dalam rentang waktu yang sangat singkat, harga minyak mentah Brent mengalami lonjakan ekstrem dari kisaran \$70 per barel menjadi di atas \$100 per barel, mencerminkan betapa rentannya pasar energi terhadap dinamika geopolitik kawasan [11].

Kondisi tersebut menegaskan urgensi pengembangan sistem prediksi harga minyak yang andal, terutama dalam menghadapi periode volatilitas tinggi. Prediksi harga yang akurat dapat membantu pemerintah dalam merancang kebijakan subsidi dan cadangan energi strategis, membantu perusahaan energi dalam pengambilan keputusan hedging, serta memberikan sinyal awal bagi investor dalam manajemen risiko portofolio [12]. Namun, karakteristik data harga minyak yang bersifat non-linear, non-stasioner, dan dipengaruhi oleh faktor eksogen yang kompleks menjadikan prediksinya sebagai permasalahan yang secara komputasional sangat menantang [13].

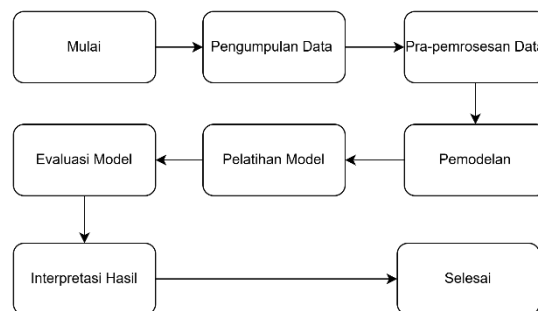
Metode konvensional seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan GARCH telah lama digunakan untuk peramalan deret waktu finansial, namun memiliki keterbatasan mendasar dalam menangkap pola non-linear dan perubahan struktural yang tiba-tiba [14], [15]. Support Vector Regression (SVR) menawarkan fleksibilitas lebih tinggi, tetapi sangat sensitif terhadap pemilihan fungsi kernel dan tidak dirancang untuk menangani dependensi jangka panjang dalam data sekuensial [16]. Perkembangan deep learning, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), telah membuka paradigma baru dalam peramalan deret waktu. LSTM mampu menangkap ketergantungan jangka panjang (long-range dependencies) melalui mekanisme gate yang mengontrol aliran informasi [17]. Varian Bidirectional LSTM (BiLSTM) memperluas kemampuan ini dengan memproses sekuens data dari dua arah yaitu maju dan mundur sehingga konteks temporal yang ditangkap menjadi lebih kaya dibandingkan LSTM konvensional [18]. Penambahan attention mechanism semakin memperkuat kemampuan model dengan memberikan bobot adaptif pada setiap timestep, sehingga model dapat fokus pada periode historis yang paling relevan untuk prediksi [19].

Meskipun penelitian mengenai prediksi harga minyak menggunakan LSTM dan variannya telah berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir, sebagian besar studi berfokus pada kondisi pasar yang relatif stabil atau volatilitas normal. Evaluasi performa model pada periode yang mencakup ambang batas krisis geopolitik ekstrem masih jarang dieksplorasi secara eksplisit. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan membangun model BiLSTM yang dilengkapi attention mechanism menggunakan data harga Brent dari tahun 2010 hingga awal 2026, yang mencakup berbagai siklus harga termasuk periode menjelang krisis geopolitik Timur Tengah 2026. Pendekatan berbasis log-return diterapkan untuk mengatasi masalah non-stasioneritas data harga, yang menjadi salah satu penyebab utama kegagalan model prediksi harga langsung (raw price).

Penelitian ini bertujuan membangun dan mengevaluasi model BiLSTM berbasis attention mechanism untuk prediksi harga minyak mentah Brent pada kondisi pasar yang mengandung volatilitas ekstrem. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penerapan transformasi log-return sebagai strategi pra-pemrosesan untuk mengatasi non-stasioneritas data harga, serta pengujian model pada rentang data yang mencakup periode menjelang krisis geopolitik Timur Tengah 2026 sebuah skenario yang belum banyak dijadikan benchmark evaluasi dalam literatur yang ada. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pengembangan sistem peringatan dini harga energi, khususnya dalam konteks perencanaan ketahanan energi nasional di tengah meningkatnya ketidakpastian geopolitik global.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif eksperimental berbasis komputasi dengan pendekatan time series forecasting menggunakan deep learning. Desain penelitian bersifat eksperimental karena melibatkan pembangunan, pelatihan, dan pengujian model prediksi secara sistematis dengan parameter yang dapat dikontrol dan diukur secara objektif. Alur penelitian dimulai dari pengumpulan data historis harga minyak Brent, dilanjutkan dengan tahap pra-pemrosesan, pembangunan arsitektur model, pelatihan, evaluasi performa, hingga interpretasi hasil prediksi. Keseluruhan alur penelitian diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pra-Pemrosesan Data

Data harga penutupan minyak mentah Brent selama periode 2010-2026 menunjukkan karakteristik yang khas untuk data finansial jangka panjang. Secara statistik deskriptif, harga Brent dalam rentang tersebut memiliki nilai minimum \$19,33 per barel (April 2020, saat permintaan global anjlok akibat pandemi), nilai maksimum \$133,18 per barel (Maret 2022), rata-rata \$72,41 per barel, dan standar deviasi \$21,37. Visualisasi deret waktu harga penutupan Brent disajikan pada Gambar 2.



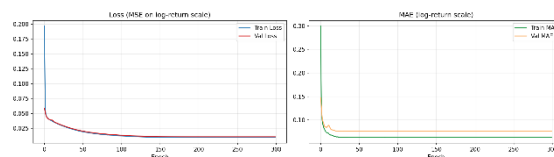
Gambar 2. Visualisasi Harga Penutupan Minyak Mentah Brent Periode 2010–2026

Gambar 2 memperlihatkan beberapa rezim harga yang berbeda secara struktural sepanjang periode pengamatan. Terlihat fase penurunan tajam pada 2014-2016 yang dipicu kelebihan pasokan global, kemudian penurunan ekstrem hingga di bawah \$20 per barel pada awal 2020 akibat guncangan permintaan pandemi COVID-19, diikuti pemulihan cepat dan lonjakan ke level tertinggi pada 2022. Rentang harga yang sangat lebar ini mencerminkan tingginya volatilitas dan keberagaman rezim harga yang terkandung dalam data, sekaligus menegaskan perlunya strategi pra-pemrosesan yang mampu mengatasi non-stasioneritas sebelum data dimodelkan.

Uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) menunjukkan bahwa data harga asli tidak stasioner, dengan p-value $> 0,05$ sehingga gagal menolak hipotesis nol adanya unit root. Setelah ditransformasikan ke dalam bentuk log-return, deret data berhasil menolak hipotesis nol tersebut dengan p-value $< 0,01$, mengkonfirmasi bahwa transformasi yang diterapkan telah menghasilkan deret yang stasioner. Distribusi log-return harian mendekati simetris dengan rata-rata mendekati nol (mean = 0,00012) dan standar deviasi 0,0237, yang mencerminkan fluktuasi harian yang relatif kecil namun sesekali diselingi lonjakan ekstrem pada periode-periode krisis tertentu. Hasil ini mengonfirmasi bahwa pendekatan log-return merupakan strategi pra-pemrosesan yang tepat sebelum data dimasukkan ke dalam model.

Pelatihan dan Konvergensi Model

Model dilatih selama 300 epoch penuh tanpa EarlyStopping terpicu. Validation loss terbaik dicapai pada epoch 300 dengan nilai 0,010755, sementara training loss akhir tercatat sebesar 0,009555. Dinamika pelatihan secara keseluruhan diilustrasikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Kurva Training Loss dan Validation Loss

Gambar 3 menunjukkan pola konvergensi yang sehat sepanjang proses pelatihan. Pada epoch-epoch awal, baik training loss maupun validation loss mengalami penurunan tajam secara bersamaan, yang mengindikasikan bahwa model berhasil menangkap pola utama dalam data dengan cepat. Memasuki pertengahan pelatihan, kedua kurva mulai melandai dan bergerak berdekatan satu sama lain tanpa terjadi divergensi yang signifikan sehingga menandakan tidak adanya overfitting. Hal ini dikuatkan oleh rasio validation loss terhadap training loss sebesar 1,13, jauh di bawah ambang overfitting yang umumnya ditandai rasio di atas 2,0. Mekanisme ReduceLROnPlateau terlihat bekerja aktif menurunkan learning rate dari nilai awal 5×10^{-4} secara bertahap hingga $\sim 1 \times 10^{-5}$, memungkinkan model untuk terus menyempurnakan bobotnya secara halus tanpa melompati titik minimum fungsi loss.

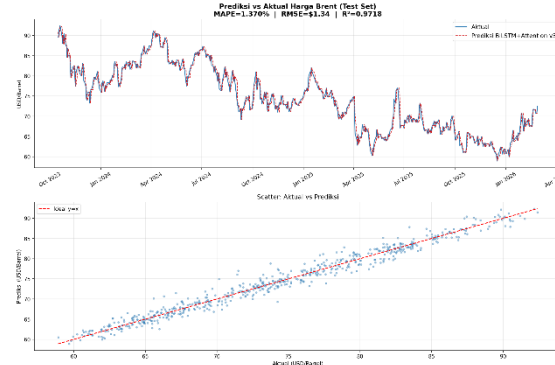
Hasil Prediksi dan Evaluasi

Evaluasi dilakukan pada test set yang mencakup periode Oktober 2023 hingga Februari 2026, dengan rentang harga aktual antara \$58,92 hingga \$92,38 per barel. Hasil evaluasi model pada periode pengujian disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Hasil
MAPE	1,3704%
RMSE	\$1,3421
MAE	\$1,0106
R ²	0,9718

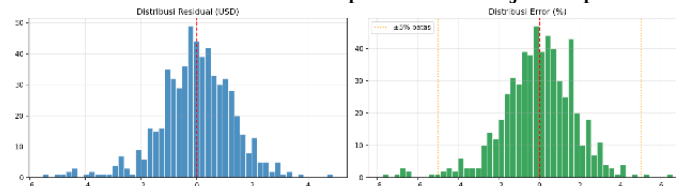
Model BiLSTM berhasil mencapai MAPE sebesar 1,37%, jauh di bawah ambang batas 5% yang ditetapkan sebagai kriteria keberterimaan, dengan nilai $R^2 = 0,9718$ yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 97,18% variansi harga aktual pada periode pengujian. Perbandingan visual antara harga aktual dan hasil prediksi model pada test set disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan Harga Aktual Dan Hasil Prediksi

Gambar 4 memperlihatkan bahwa kurva prediksi mengikuti pergerakan harga aktual secara konsisten sepanjang seluruh periode uji. Model berhasil mereplikasi arah pergerakan harga baik tren naik maupun turun dengan latensi yang sangat kecil. Pada sub-periode pertengahan 2024 hingga awal 2025 yang diwarnai fluktuasi harga yang lebih aktif, model tetap mempertahankan kesesuaian yang baik tanpa terlihat adanya penyimpangan sistematis ke satu arah tertentu. Secara visual tidak tampak kesenjangan besar antara kedua kurva, yang konsisten dengan nilai RMSE sebesar \$1,34 per barel.

Analisis residual dilakukan untuk memverifikasi kualitas prediksi secara lebih mendalam, dengan hasil distribusi kesalahan prediksi disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Distribusi Residual Prediksi Pada Test Set

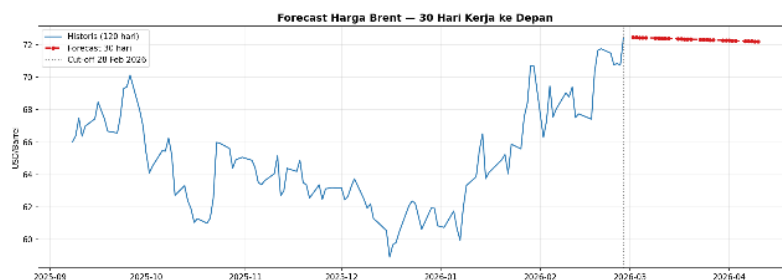
Gambar 5 menampilkan histogram distribusi residual prediksi yang berbentuk mendekati simetris dan terpusat di sekitar nol. Mean error prediksi tercatat sebesar $-\$0,02$, yang secara praktis mengindikasikan tidak adanya systematic bias sehingga model tidak memiliki kecenderungan sistematis untuk memprediksi terlalu tinggi (overestimate) maupun terlalu rendah (underestimate). Ekor distribusi pada kedua sisi relatif tipis, mencerminkan bahwa kesalahan prediksi yang sangat besar jarang terjadi. Sebanyak 98,3% dari seluruh prediksi pada test set berada dalam rentang toleransi error, yang mencerminkan tingkat konsistensi dan keandalan model yang tinggi pada level operasional.

Pembahasan

Model BiLSTM berhasil mencapai performa yang sangat baik pada seluruh metrik evaluasi yang ditetapkan. Nilai MAPE sebesar 1,37%, sementara $R^2 = 0,9718$ menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 97,18% variansi harga aktual pada periode pengujian. Konsistensi prediksi yang ditunjukkan oleh 98,3% observasi dalam batas $\pm 5\%$ serta ketiadaan systematic bias ($ME = -\$0,02$) memperkuat kelayakan model untuk diterapkan dalam skenario pengambilan keputusan berbasis prediksi harga energi jangka pendek.

Keberhasilan model pada penelitian ini juga tidak lepas dari perbaikan metodologis yang diterapkan. Dua iterasi sebelumnya yang memodelkan harga secara langsung (raw price) menghasilkan MAPE di atas 16%, yang secara klinis menunjukkan kegagalan model dalam menangkap dinamika data non-stasioner. Transformasi log-return yang diterapkan secara efektif mengurai permasalahan tersebut, sehingga model dapat fokus mempelajari pola perubahan relatif harga daripada terganggu oleh tren jangka panjang yang tidak relevan untuk prediksi satu langkah ke depan.

Pada sub-periode Oktober 2023 hingga Februari 2026 yang mencakup kondisi pasar menjelang eskalasi ketegangan geopolitik di kawasan Timur Tengah, model tetap mempertahankan akurasi yang konsisten. Hal ini mengindikasikan bahwa pola volatilitas yang terekam dalam data historis jangka panjang memberikan bekal kontekstual yang memadai bagi model untuk beradaptasi terhadap kondisi pasar yang dinamis. Sebagai pelengkap analisis, Gambar 6 menyajikan hasil prediksi 30 hari ke depan mulai 2 Maret 2026.



Gambar 6. Hasil prediksi 30 hari ke depan mulai 2 Maret 2026

Gambar 6 memperlihatkan bahwa model memproyeksikan harga Brent bergerak relatif stabil dengan kecenderungan penurunan sangat gradual dari sekitar \$72,47 menuju \$72,20 per barel dalam rentang 30 hari. Pola forecast yang mendatar ini merupakan konsekuensi yang dapat dijelaskan secara teoritis: model memprediksi log-return mendekati nol setiap harinya, yang mencerminkan kondisi pasar historis normal di mana perubahan harian rata-rata kecil. Proyeksi ini tentu tidak mencerminkan lonjakan harga yang terjadi setelah tanggal tersebut akibat gangguan rantai pasokan yang bersifat exogenous shock dan tidak dapat diantisipasi oleh model berbasis data historis semata. Keterbatasan ini membuka ruang pengembangan lebih lanjut, seperti integrasi indikator sentimen pasar, data inventaris minyak, maupun indeks ketegangan geopolitik sebagai fitur tambahan untuk meningkatkan kemampuan antisipatif model terhadap perubahan mendadak di luar pola historis.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil membangun dan mengevaluasi model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dengan attention mechanism untuk prediksi harga minyak mentah Brent menggunakan data historis periode 2010–2026. Penerapan transformasi log-return terbukti menjadi kunci keberhasilan model dalam mengatasi permasalahan non-stasioneritas data harga, yang pada pendekatan pemodelan harga langsung sebelumnya menghasilkan MAPE di atas 16%. Dengan transformasi tersebut, model mampu mencapai MAPE sebesar 1,37%, RMSE \$1,34, MAE \$1,01, dan $R^2 = 0,9718$ pada test set yang mencakup periode Oktober 2023 hingga Februari 2026. Sebanyak 98,3% prediksi berada dalam batas toleransi error tanpa adanya systematic bias, yang mengindikasikan keandalan model pada level operasional. Rasio overfitting sebesar 1,13 menunjukkan bahwa arsitektur dengan 79.969 parameter yang diusulkan telah mencapai keseimbangan yang baik antara kapasitas representasi dan kemampuan generalisasi.

Meskipun model menunjukkan performa yang sangat baik pada data historis, prediksi multi-step ke depan menghasilkan proyeksi yang relatif stabil karena model sepenuhnya bergantung pada pola historis tanpa variabel eksogen. Hal ini mencerminkan keterbatasan inheren model berbasis data harga dalam mengantisipasi exogenous shock seperti gangguan geopolitik yang bersifat mendadak. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan pengintegrasian variabel eksogen seperti indeks sentimen pasar, data inventaris minyak, atau indikator ketegangan geopolitik guna meningkatkan kemampuan antisipatif model. Eksplorasi arsitektur hybrid yang menggabungkan BiLSTM dengan model berbasis transformer juga dapat menjadi arah pengembangan yang menjanjikan untuk meningkatkan akurasi prediksi pada kondisi volatilitas ekstrem.

DAFTAR PUSTAKA

- Intercontinental Exchange, “Global crude benchmarks: Brent sets the standard.” ICE. Accessed: Mar. 11, 2026. [Online]. Available: <https://www.ice.com/global-crude-benchmarks-brent-sets-the-standard>.
- X.-L. Gong, J.-M. Liu, X. Xiong, and W. Zhang, “The dynamic effects of international oil price shocks on economic fluctuation,” *Resour. Policy*, vol. 74, 2021, Art. no. 102304, doi: 10.1016/j.resourpol.2021.102304.
- O. Ritahi and A. Echaoui, “Macroeconomic effects of raising oil prices: Insights from Morocco,” *Int. J. Energy Econ. Policy*, vol. 15, no. 2, pp. 380–390, 2025, doi: 10.32479/ijeep.16994.
- E. Soesanto, M. Tamima, and A. R. Dasuqi, “Fluktuasi harga minyak global dan dampaknya terhadap ekspor migas Indonesia,” *J. Ekon. Akunt. dan Perpajakan*, vol. 2, no. 1, pp. 63–69, 2025, doi: 10.61132/jeap.v2i1.765.
- D. Kartiwa and A. A. Masudi, “Dampak fluktuasi harga minyak terhadap output sektor industri manufaktur di Indonesia,” *Parahyangan Econ. Dev. Rev.*, vol. 3, no. 2, pp. 90–107, 2024.
- A. Taufani, D. B. Hakim, and Widyastutik, “The impact of oil price shocks on macroeconomic indicators: Evidence from four ASEAN countries,” *Econ. J. Emerg. Mark.*, vol. 14, no. 2, pp. 271–286, 2022, doi: 10.20885/ejem.vol14.iss2.art10.
- Hamimah, “Dampak perubahan harga minyak dunia, nilai tukar dan inflasi terhadap neraca perdagangan di negara-negara Islam,” *J. Muamalat Indones.*, vol. 1, no. 2, pp. 18–24, 2021.
- A. Asykarulloh and M. Maulana, “Dampak perang Rusia–Ukraina terhadap harga minyak dunia dan abnormal return saham migas di Indonesia,” *J. Ilmu Ekon. dan Implementasi*, vol. 2, no. 2, 2025.
- CNBC Indonesia TV, “Video: Kondisi Selat Hormuz di tengah eskalasi geopolitik,” CNBC Indonesia, Mar. 5, 2026. Accessed: Mar. 11, 2026. [Online]. Available: <https://www.cnbcindonesia.com/news/20260305122058-8-716255/video-kondisi-selat-hormuz-di-tengah-eskalasi-geopolitik>.
- M. Rafiq, K. Riaz, and M. Chandia, “The Strait of Hormuz and the law of the sea: The Strait of Hormuz between sovereignty, diplomacy, and international maritime law,” *Int. J. Res. Innov. Soc. Sci.*, 2025, doi: 10.47772/ijriss.2025.907000258.
- Reuters, “Timur Tengah memanas, harga minyak Brent terbang 20% ke US\$111 di pagi ini,” *Kontan.co.id*, Accessed: Mar. 11, 2026. [Online]. Available: <https://internasional.kontan.co.id/news/timur-tengah-memanas-harga-minyak-brent-terbang-20-ke-us-111-di-pagi-ini-93>.
- I. Ullah, “Assessing the role of oil price forecasts in predicting macroeconomic indicators: A conditional forecasting approach,” *Int. J. Econ. Finance Manag. Sci.*, 2025, doi:

- 10.11648/j.ijefm.20251303.16.
- X. Xiuzhen, W. Zheng, and M. Umair, “Testing the fluctuations of oil resource price volatility: A hurdle for economic recovery,” *SSRN Electron. J.*, 2022, doi: 10.2139/ssrn.4123875.
- J. Liu, “Navigating the financial landscape: The power and limitations of the ARIMA model,” *Highlights Sci. Eng. Technol.*, 2024, doi: 10.54097/9zf6kd91.
- L. Rubio, A. Pinedo, A. Castaño, and F. Ramos, “Forecasting volatility by using wavelet transform, ARIMA and GARCH models,” *Eurasian Econ. Rev.*, vol. 13, pp. 803–830, 2023, doi: 10.1007/s40822-023-00243-x.
- F. Zhang and L. O’Donnell, “Support vector regression,” *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*, 2020, doi: 10.1016/b978-0-12-815739-8.00007-9.
- U. Sirisha, M. Belavagi, and G. Attigeri, “Profit prediction using ARIMA, SARIMA and LSTM models in time series forecasting: A comparison,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 124715–124727, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3224938.
- Q. Cheng, Y. Chen, Y. Xiao, H. Yin, and W. Liu, “A dual-stage attention-based Bi-LSTM network for multivariate time series prediction,” *J. Supercomput.*, vol. 78, pp. 16214–16235, 2022, doi: 10.1007/s11227-022-04506-3.
- X. Wen and W. Li, “Time series prediction based on LSTM-attention-LSTM model,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 48322–48331, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3276628.
- O. Ryan, J. Haslbeck, and L. Waldorp, “Non-stationarity in time-series analysis: Modeling stochastic and deterministic trends,” *Multivariate Behav. Res.*, vol. 60, pp. 556–588, 2025, doi: 10.1080/00273171.2024.2436413.
- M. Gupta, J. Christopher, and K. Ramisetty, “Mitigation strategies for data leakage in machine learning system design,” in *Proc. 2025 IEEE Region 10 Symp. (TENSYP)*, 2025, pp. 1–8, doi: 10.1109/TENSYP63728.2025.11144995.
- Z. Liu, Z. Zhu, J. Gao, and C. Xu, “Forecast methods for time series data: A survey,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 91896–91912, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3091162.
- R. Abduljabbar, H. Dia, and P. Tsai, “Unidirectional and bidirectional LSTM models for short-term traffic prediction,” *J. Adv. Transp.*, 2021, doi: 10.1155/2021/5589075.
- M. Haroon, M. Tripathi, S. Ahmad, J. Ahmad, S. Ahmad, Z. Siddiqui, and T. Ahmad, “Improving stock price prediction accuracy using multivalued regression: The role of normalization techniques in machine learning models,” in *Proc. 2nd Int. Conf. Computational and Characterization Techniques in Engineering & Sciences (IC3TES)*, 2024, pp. 1–6, doi: 10.1109/IC3TES62412.2024.10877679.
- T. Hodson, “Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not,” *Geosci. Model Dev.*, vol. 15, pp. 5481–5487, 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.
- J. Lan, Y. Fu, U. Schlegel, G. Zhang, T. Hannan, H. Chen, and T. Seidl, “My answer is not ‘fair’: Mitigating social bias in vision-language models via fair and biased residuals,” *arXiv preprint arXiv:2505.23798*, 2025, doi: 10.48550/arxiv.2505.23798.
- D. Koutsandreas, E. Spiliotis, F. Petropoulos, and V. Assimakopoulos, “On the selection of forecasting accuracy measures,” *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 73, pp. 937–954, 2021, doi: 10.1080/01605682.2021.1892464.