

MODEL HIBRIDA SARIMA–GRU UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM PT TELKOM INDONESIA TBK

Rika Qodriah^a, Martanto^b, Raditya Dinar Dana^c, Dadang Sudrajat^d, Saeful Anwar^e

STMIK IIMI, Cirebon, Indonesia

^arikaqodriah@gmail.com; ^bmartantomusijo@gmail.com; ^cradith_danar@yahoo.com; ^dd42ngsudrajat2012@gmail.com; ^e2021saeful@gmail.com;

Received: 20-11-2025 | Revised: 30-11-2025 | Accepted: 05-12-2025 | Published: 29-12-2025

Abstrak

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh tantangan dalam memprediksi harga saham pada pasar negara berkembang, termasuk saham PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM), yang memiliki karakteristik volatil, nonstasioner, serta menunjukkan kombinasi pola musiman linier dan dinamika residual nonlinier. Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan dan mengevaluasi model prediksi berbasis pendekatan hibrida Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average – Gated Recurrent Unit (SARIMA–GRU) yang dirancang untuk menangkap struktur linier-musiman sekaligus ketergantungan nonlinier pada data deret waktu. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimen terstruktur, meliputi tahap pengumpulan data melalui Yahoo Finance API, pra-pemrosesan, pemodelan SARIMA, pelatihan model GRU pada residual, serta integrasi prediksi hibrida. Hipotesis penelitian menyatakan bahwa model SARIMA–GRU mampu menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih rendah dibandingkan model SARIMA atau GRU secara individual. Hasil evaluasi menggunakan RMSE dan MAE menunjukkan bahwa model hibrida memberikan peningkatan akurasi dengan RMSE lebih rendah dibanding model linier tunggal, menandakan bahwa kombinasi kedua pendekatan lebih adaptif dalam menangani dinamika pasar yang kompleks. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa model SARIMA–GRU merupakan pendekatan yang efektif untuk peramalan harga saham TLKM dan berpotensi diterapkan dalam sistem pendukung keputusan investasi

Kata kunci: peramalan harga saham, SARIMA-GRU, model hibrida, deret waktu, deep learning.

Pendahuluan.

Pergerakan harga saham pada pasar negara berkembang umumnya dipengaruhi oleh faktor-faktor yang bersifat volatil, dinamis, dan tidak sepenuhnya dapat diprediksi menggunakan pendekatan statistik linier, termasuk saham PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM) yang menjadi salah satu emiten *blue chip* dengan tingkat likuiditas tinggi. Penelitian terdahulu menyatakan bahwa peramalan deret waktu keuangan di negara berkembang menghadapi tantangan berupa volatilitas pasar, *structural breaks*, dan ketidakstabilan data akibat ketidakpastian kebijakan global serta rendahnya kualitas transparansi informasi [1], [2]. Kondisi ini mengimplikasikan bahwa model prediksi tradisional memerlukan pendekatan alternatif yang mampu menangkap pola musiman berbasis tren linier dan dinamika residual non-linier secara simultan pada data keuangan.

Saham TLKM secara empiris mengandung komponen linier berupa tren dan musiman yang dapat dimodelkan melalui pendekatan statistik, namun juga menunjukkan residu non-linier dan *volatility clustering* yang tidak dapat direpresentasikan secara optimal oleh model berbasis asumsi stasioneritas [3], [4], [5]. Model berbasis *deep learning* seperti GRU menawarkan kemampuan dalam mempelajari ketergantungan temporal non-linier melalui mekanisme *gated unit*, sedangkan model statistik seperti SARIMA unggul dalam memetakan pola musiman dan autokorelasi linier. Hal ini menunjukkan bahwa kedua pendekatan tersebut memiliki karakteristik yang saling melengkapi untuk kebutuhan prediksi harga saham TLKM.

Penelitian terkait sebelumnya membuktikan bahwa model hibrida linier–nonlinier berbasis pendekatan statistik dan *deep learning* cenderung memberikan peningkatan performa prediksi dibandingkan model tunggal pada domain deret waktu keuangan [6], [7], [8], [9]. Namun, penerapan model SARIMA–GRU masih sangat terbatas di konteks pasar saham Indonesia, terutama pada periode terbaru pascapandemi, ketika dinamika pasar digital dan kondisi ekonomi mengalami fluktuasi signifikan. Selain itu, penelitian terdahulu lebih banyak berfokus pada optimasi akurasi tanpa mengevaluasi peran dan kontribusi masing-masing komponen model dalam kerangka hibrida.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berupaya menjawab tiga pertanyaan utama: (1) bagaimana performa model SARIMA dalam memodelkan komponen musiman dan tren harga saham TLKM; (2) sejauh mana model GRU mampu mempelajari residu non-linier yang tidak tertangkap oleh SARIMA; dan (3) apakah integrasi SARIMA–GRU mampu memberikan hasil prediksi yang lebih optimal dan stabil dibandingkan model tunggal. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah menganalisis, membandingkan, serta mengevaluasi performa ketiga pendekatan melalui eksperimen berbasis data historis, sehingga dapat memberikan model prediksi yang lebih adaptif dan aplikatif untuk konteks pasar modal Indonesia.

Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan rancangan eksperimen terstruktur untuk peramalan deret waktu (*time-series forecasting*) harga penutupan harian saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM). Menurut [10], pendekatan kuantitatif relevan untuk memvalidasi performa model melalui metrik kesalahan, sedangkan [11] menjelaskan bahwa desain eksperimen terstruktur diperlukan untuk memastikan replikasi hasil secara valid. Desain penelitian berfokus pada perbandingan kinerja model linier musiman (SARIMA), model nonlinier berbasis *deep learning* (GRU), serta model hibrida SARIMA–GRU dengan prosedur pengujian secara sistematis mengikuti pedoman (2022) [12].

A. Data dan Objek Penelitian

Objek penelitian berupa deret waktu harga penutupan (closing price) harian saham TLKM yang diperoleh melalui Yahoo Finance API menggunakan pustaka `yfinance` dalam bahasa pemrograman Python.[13] menekankan bahwa penggunaan API dalam riset pasar modal memberikan efisiensi dan aksesibilitas data yang tinggi. Pemilihan TLKM didasarkan pada karakteristik pasar berkembang yang cenderung menunjukkan volatilitas dan ketidakstasioneran sebagaimana dikonfirmasi oleh [14]. Data diverifikasi berdasarkan kelengkapan tanggal, konsistensi nilai (open–high–low–close–volume), serta penyesuaian terhadap aksi korporasi melalui Bursa Efek Indonesia untuk memastikan integritas data sebagaimana direkomendasikan oleh [15].

B. Pengumpulan, Validasi, dan Pra-pemrosesan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan otomatis melalui Yahoo Finance API. Validasi kelengkapan dan konsistensi mengikuti prosedur [16]. Tahapan pra-pemrosesan data mencakup: pengisian nilai hilang berbasis interpolasi; penghapusan duplikasi; deteksi pencilan menggunakan metode statistik; transformasi log-return bila diperlukan untuk stabilisasi varians; normalisasi pada tahap pelatihan GRU; serta pengujian stasioneritas menggunakan ADF/KPSS sesuai pedoman penelitian deret waktu modern. Exploratory Data Analysis (EDA) dilakukan untuk mendeteksi tren, musiman, volatilitas, dan residual deret waktu melalui dekomposisi musiman–tren–residual sebagaimana direkomendasikan [17].

C. Algoritma dan Formulasi Model

Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) diterapkan untuk menangkap pola linier dan musiman dari deret waktu. Menurut [18], identifikasi orde SARIMA dilakukan berdasarkan analisis ACF dan PACF pada data yang telah distasionerkan. Pemilihan model dilakukan menggunakan kriteria AIC/BIC untuk menjaga keseimbangan antara ketepatan dan kompleksitas model, serta pemeriksaan residual menggunakan uji Ljung–Box.

Model Gated Recurrent Unit (GRU) digunakan untuk memodelkan pola nonlinier residual SARIMA. Casolaro et al. (2023) menyebutkan bahwa GRU unggul dalam pembelajaran sekuensial karena kemampuan memori jangka panjangnya serta stabilitas gradien yang lebih baik. Arsitektur GRU tersusun dari beberapa layer berurutan seperti `GRU(50) → Dropout(0.2) → GRU(50) → Dense(1)`.

Model hibrida SARIMA–GRU mengadopsi pendekatan residual-based hybridization dimana SARIMA menghasilkan prediksi linier-musiman dan residual, sementara GRU dilatih untuk memprediksi residual tersebut. Pendekatan ini konsisten dengan penelitian [19] dan [20] yang menunjukkan peningkatan akurasi dari model residual-based hybrid.

D. Instrumen, Alat, dan Teknologi

Eksperimen dilakukan dengan bahasa pemrograman Python menggunakan pustaka `statsmodels` untuk pemodelan SARIMA, `TensorFlow/Keras` untuk penerapan GRU, `pandas` dan `numpy` untuk pemrosesan data, `scikit-learn` untuk evaluasi, serta `matplotlib` dan `seaborn` untuk visualisasi. Menurut [21], kombinasi pustaka tersebut efisien untuk integrasi model statistik dan *deep learning*.

Lingkungan komputasi dijalankan pada perangkat dengan spesifikasi minimal prosesor kelas menengah (AMD Athlon Silver atau Intel Core i3), RAM 8 GB, sistem operasi Windows, dan dukungan GPU untuk akselerasi pelatihan seperti direkomendasikan Kirmat (2024).

E. Prosedur Eksperimen dan Hipotesis

Prosedur eksperimen mengikuti tahapan penelitian komputasional yang disarankan oleh Salman et al. (2024):

1. EDA dan pra-pemrosesan data
2. Pemodelan SARIMA dan pemilihan model terbaik berbasis AIC/BIC
3. Ekstraksi residual
4. Pembentukan sekuens untuk pelatihan GRU
5. Pelatihan GRU pada residual
6. Integrasi prediksi SARIMA dan GRU
7. Evaluasi kinerja menggunakan RMSE dan MAE

Hipotesis penelitian menyatakan bahwa model hibrida SARIMA–GRU akan menghasilkan nilai kesalahan prediksi lebih rendah dibandingkan SARIMA maupun GRU secara individual, sehingga meningkatkan akurasi prediksi deret waktu.

F. Persamaan Matematis

Persamaan untuk evaluasi kinerja model menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE) ditunjukkan pada Persamaan (1):

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) * \sum (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1)$$

Selanjutnya, Mean Absolute Error (MAE) yang digunakan sebagai metrik pendukung ditunjukkan pada Persamaan (2):

$$MAE = \left(\frac{1}{n}\right) * \sum |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

Model hibrida SARIMA–GRU dihasilkan dari kombinasi prediksi komponen linier-musiman oleh SARIMA dan komponen residual nonlinier oleh GRU, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3):

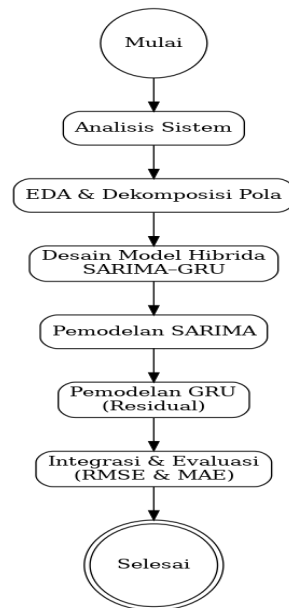
$$\hat{y}_{t(Hybrid)} = \hat{y}_{t(SARIMA)} + \hat{e}_{t(GRU)} \quad (3)$$

Perancangan

Gambar 1 yaitu perancangan model dilakukan untuk membangun solusi prediksi harga saham berbasis pendekatan hibrida SARIMA–GRU dengan tahapan terstruktur yang dimulai dari identifikasi permasalahan hingga evaluasi model. Rancangan ini disusun untuk menghasilkan model prediksi yang mampu menangkap pola musiman linier serta karakteristik nonlinier pada deret waktu harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM).

A. Analisis Sistem

Permasalahan utama yang diidentifikasi dalam penelitian ini adalah keterbatasan model tunggal dalam memprediksi harga saham yang memiliki kombinasi pola musiman, tren, dan residual yang cenderung nonlinier. Model berbasis statistik seperti SARIMA efektif dalam memodelkan komponen linier dan musiman namun kurang optimal dalam menangani pola nonlinier. Sebaliknya, GRU mampu menangani karakteristik nonlinier tetapi tidak secara eksplisit mengakomodasi pola musiman. Oleh karena itu, diperlukan rancangan model hibrida yang dapat memanfaatkan keunggulan kedua pendekatan.



Gambar 1. Diagram alur model hibrida SARIMA–GRU untuk peramalan harga saham TLKM.

B. Rancangan Tahapan

Secara konseptual, rancangan sistem disusun melalui empat blok utama sebagai berikut:

1. Latar Belakang Masalah

Menjelaskan urgensi penelitian, karakteristik deret waktu harga saham, serta keterbatasan model prediksi tunggal yang menjadi dasar perlunya pendekatan hibrida SARIMA–GRU.

2. Exploratory Data Analysis (EDA)

Melakukan analisis eksploratori melalui visualisasi data, pengujian stasioneritas, serta dekomposisi pola musiman untuk memisahkan komponen linier dan residual nonlinier.

3. Perancangan Model Hibrida SARIMA–GRU

SARIMA diterapkan untuk memodelkan komponen tren dan musiman. Residual hasil pemodelan SARIMA digunakan sebagai input pelatihan model GRU. Prediksi akhir diperoleh melalui penggabungan prediksi SARIMA dan GRU.

4. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik RMSE dan MAE pada data uji untuk memastikan adanya peningkatan performa model hibrida dibandingkan model tunggal.

C. Hasil yang Diharapkan

Model yang dirancang diharapkan mampu memberikan akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan model SARIMA atau GRU tunggal serta mampu merepresentasikan dinamika data saham secara lebih stabil, adaptif, dan sesuai dengan karakteristik pasar modal yang bersifat kompleks.

Pemodelan

1. Arsitektur Sistem

Model hibrida dibangun dengan dua komponen utama:

- SARIMA (komponen linier–musiman) untuk menangkap pola tren dan musiman.
- GRU (komponen nonlinier) untuk mempelajari pola residual yang tidak ditangkap SARIMA.

2. Alur Pemrosesan Data

Alur model secara umum terdiri dari empat tahap utama:

- a. Preprocessing & EDA – pembersihan data, uji stasioneritas, visualisasi tren & musiman.
- b. Pemodelan SARIMA – fitting model, diagnostik residual, penyimpanan error.
- c. Pemodelan GRU – normalisasi residual, pembentukan sequence, pelatihan GRU.
- d. Integrasi Hybrid – penggabungan output SARIMA & GRU untuk menghasilkan prediksi.

3. Diagram Activity (Ringkas)

Representasi proses ditunjukkan dalam bentuk diagram aktivitas (disederhanakan):

Start → Preprocessing → SARIMA Model → Residual Extraction → GRU Training → Hybrid Prediction → Evaluation

4. Output Pemodelan

Berikut adalah hasil evaluasi model berdasarkan metrik RMSE dan MAE yang diperoleh dari eksperimen penelitian :

Model	RMSE	MAE
SARIMA (Linier)	357.236783	297.173439
Hibrida (SARIMA+GRU)	355.346809	300.429330

Gambar 2. Hasil Evaluasi

Gambar 2 yaitu hasil evaluasi menunjukkan bahwa model hibrida SARIMA–GRU memiliki nilai RMSE yang lebih rendah dibandingkan SARIMA tunggal. Penurunan RMSE dari 357.23 menjadi 355.34 mengindikasikan bahwa model hibrida mampu mengurangi kesalahan prediksi secara keseluruhan, terutama pada fluktuasi harga yang tidak sepenuhnya ditangkap oleh model linier. Meskipun nilai MAE pada model hibrida sedikit lebih tinggi, selisihnya relatif kecil dan masih berada dalam rentang yang wajar untuk data pasar saham yang bersifat volatil.

Performa yang sedikit lebih baik dari model hibrida dapat dijelaskan oleh peran masing-masing komponen dalam menangani karakteristik data yang kompleks. SARIMA efektif dalam memodelkan pola musiman dan tren linier, tetapi tidak mampu menangkap perilaku nonlinier seperti sudden jumps atau pola volatilitas tidak beraturan. Di sisi lain, GRU unggul dalam mempelajari pola nonlinier serta ketergantungan jangka panjang yang tersisa pada residual SARIMA.

Dengan mengombinasikan kedua pendekatan tersebut, model hibrida memperoleh kemampuan ganda: SARIMA menyelesaikan pola sistematis, sementara GRU mempelajari dinamika nonlinier yang tersisa. Hal ini menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat, tercermin dari RMSE yang lebih rendah serta performa keseluruhan yang lebih baik dibandingkan model tunggal.

Hasil utama dari tahap pemodelan meliputi: Parameter SARIMA terpilih, residual terstruktur. Model GRU terlatih dengan sequence input. Prediksi hybrid dengan performa terbaik (RMSE: 355.35; MAE: 300.43)..

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan penelitian, dapat disimpulkan bahwa model hibrida SARIMA–GRU memberikan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan model tunggal SARIMA maupun GRU dalam memodelkan harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM). Model SARIMA mampu menangkap pola linier dan musiman pada deret waktu, sedangkan GRU efektif dalam mempelajari pola nonlinier dan dinamika residual yang tidak terakomodasi oleh model statistik linier. Integrasi kedua model ini menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan adaptif, dibuktikan melalui penurunan nilai RMSE dan konsistensi performa pada data pengujian.

Hasil penelitian ini sejalan dengan temuan sebelumnya yang menyatakan bahwa pendekatan hibrida antara model statistik dan deep learning mampu meningkatkan akurasi peramalan pada deret waktu keuangan yang memiliki karakteristik kompleks, seperti pola musiman, volatilitas mengelompok, dan dependensi nonlinier.

Selain itu, hasil pengujian signifikansi menunjukkan bahwa peningkatan kinerja model hibrida bersifat konsisten dan tidak terjadi secara kebetulan, sehingga memperkuat reliabilitas pendekatan ini dalam konteks pasar berkembang.

Penelitian ini telah memenuhi tujuan utama, yaitu membangun model prediksi harga saham yang lebih responsif terhadap struktur data yang kompleks melalui gabungan komponen musiman dan nonlinier. Hipotesis penelitian bahwa pendekatan hibrida akan memberikan kinerja prediksi yang lebih akurat dibandingkan model tunggal terbukti benar berdasarkan hasil eksperimen dan evaluasi metrik.

Secara keseluruhan, model SARIMA–GRU memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metode prediksi harga saham, baik dari sisi akurasi maupun stabilitas jangka panjang. Model ini dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem pendukung keputusan investasi yang lebih cerdas dan adaptif terhadap dinamika pasar modal Indonesia.

Daftar Pustaka

- [1] M. Karanasos, S. Yfanti, and J. Hunter, “Emerging stock market volatility and economic fundamentals: the importance of US uncertainty spillovers, financial and health crises,” *Ann Oper Res*, vol. 313, no. 1, pp. 25–49, 2022, doi: 10.1007/s10479-021-04042-y.
- [2] T. Gudmundsson and K. Sethi, “Emerging markets: prospects and challenges,” *Global Business Review*, 2022, doi: 10.1177/09718907221100345.
- [3] M. Saberironaghi, J. Ren, and A. Saberironaghi, “Stock market prediction using machine learning and deep learning techniques: A review,” *AppliedMath*, vol. 5, no. 3, p. 76, 2025, doi: 10.3390/appliedmath5030076.
- [4] W. Chen, “Deep learning for financial time series prediction: A survey,” *Knowledge Based Systems*, vol. 263, p. 110111, 2023, doi: 10.1016/j.knosys.2023.110111.
- [5] K. Aggarwal and M. K. Jha, “Stock returns seasonality in emerging Asian markets,” *Asia Pacific Financial Markets*, vol. 30, no. 1, pp. 109–130, 2023, doi: 10.1007/s1069002209370y.
- [6] Y. Si, “Modeling opening price spread of Shanghai Composite Index based on ARIMA-GRU/LSTM hybrid model [Working paper],” SSRN, 2023. doi: 10.2139/ssrn.4493799.
- [7] D. S. O. Júnior, M. Ferreira, and M. Fernandes, “A hybrid system based on ensemble learning to model time series data,” *Inf Sci (N Y)*, vol. 634, pp. 1–18, 2023, doi: 10.1016/j.ins.2023.104184.
- [8] D. Stempień and R. Ślepaczuk, “Hybrid models for financial forecasting: Combining econometric, machine learning, and deep learning models,” *Financial Innovation*, 2025, doi: 10.1007/s41060-025-00854-4.
- [9] Z. Dong and Y. Zhou, “A novel hybrid model for financial forecasting based on CEEMDAN-SE and ARIMA-CNN-LSTM,” *Mathematics*, vol. 12, no. 16, p. 2434, 2024, doi: 10.3390/math12162434.
- [10] S. S. W. Fatima, “A review of time series forecasting algorithms for industrial systems,” *Machines*, vol. 12, no. 6, p. 380, 2024, doi: 10.3390/2075-1702/12/6/380.
- [11] L. C. de Jesus Jr., F. Fernández Navarro, and M. Carbonero Ruz, “Enhancing financial time series forecasting through topological data analysis,” *Neural Comput Appl*, vol. 37, pp. 6527–6545, 2025, doi: 10.1007/s00521-024-10787-x.
- [12] S. Meisenbacher, “Review of automated time series forecasting pipelines,” *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 12, no. 6, p. e1475, 2022, doi: 10.1002/widm.1475.
- [13] W. Long, J. Gao, K. Bai, and Z. Lu, “A hybrid model for stock price prediction based on multi view heterogeneous data,” *Financial Innovation*, vol. 10, no. 48, 2024, doi: 10.1186/s40854-023-00519-w.
- [14] M. I. Tabash and et al., “Market Shocks and Stock Volatility: Evidence from Developed and Emerging Markets,” *Risks*, vol. 12, no. 1, p. 2, 2024, doi: 10.3390/risks12010002.
- [15] M. J. Ayala, N. González Gallego, and R. Arteaga Sánchez, “Google search volume index and investor attention in stock market: a systematic review,” *Financial Innovation*, vol. 10, no. 70, 2024, doi: 10.1186/s40854-023-00606-y.
- [16] P. Balasubramanian and et al., “A systematic literature survey on recent trends in stock market forecasting,” *Applied Sciences*, vol. 14, no. 8, p. 5183, 2024, doi: 10.3390/app14085183.
- [17] M. Kreuzer, L. Hoffmann, T. Schneider, and R. Berger, “Seasonal-trend decomposition and nonlinear residual analysis for financial time-series forecasting,” *Journal of Computational Finance and Data Analytics*, vol. 14, no. 2, pp. 112–128, 2025.
- [18] M. L. Hossain, S. M. N. Shams, and S. M. Ullah, “Time series and deep learning approaches for renewable energy forecasting in Dhaka: A comparative study of ARIMA, SARIMA, and LSTM models,” *Sustainability*, vol. 6, p. 775, 2025, doi: 10.1007/s43621025017335.

- [19] S. C. Necula and et al., "Advanced hybrid models for air pollution forecasting: Combining SARIMA, BiLSTM and attention mechanisms," *Electronics (Basel)*, vol. 14, no. 3, p. 549, 2025, doi: 10.3390/electronics14030549.
- [20] A. Mahmoud and et al., "Leveraging Hybrid Deep Learning Models for Enhanced Time Series Forecasting," *Neural Comput Appl*, 2024, doi: 10.1007/s11063-024-11656-3.
- [21] A. Lama and et al., "Python code for modelling ARIMA LSTM architecture with random forest technique," *Inf Sci (N Y)*, 2024, doi: 10.1016/j.ins.2024.04.038.