



SNESTIK

Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi,
dan Teknik Informatika

<https://ejurnal.itats.ac.id/snestik> dan <https://snestik.itats.ac.id>



Informasi Pelaksanaan :

SNESTIK V - Surabaya, 26 April 2025

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Informasi Artikel:

DOI : 10.31284/p.snestik.2025.7259

Prosiding ISSN 2775-5126

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi-Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
Gedung A-ITATS, Jl. Arief Rachman Hakim 100 Surabaya 60117 Telp. (031) 5945043
Email : snestik@itats.ac.id

Comparative Analysis Of Lstm, Gru And Meta Prophet Stock Forecasting Methods With Var-Es Risk Evaluation

Anggito Karta Wijaya¹, Priza Pandunata², Muhamad Arief Hidayat³

Universitas Jember¹²³

e-mail: 212410101055@mail.unej.ac.id

ABSTRACT

This study compares the performance of Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), and Prophet models in predicting real estate stock prices on the Indonesia Stock Exchange (2019–2024) and evaluates investment risks using Value at Risk (VaR) and Expected Shortfall (ES). Historical stock data underwent normalization and dataset splitting (ratios of 70:30, 80:20, and 90:10), with time steps of 40, 60, and 100, and three dense layers (25 and 50 neurons). Performance was evaluated using MSE, RMSE, MAE, and MAPE. Results indicate that GRU achieved the highest accuracy, especially for PWON, ASRI, and DILD stocks, with the lowest MSE values (PWON: 120.7436, ASRI: 26.3150, DILD: 28.9713). LSTM showed competitive performance, while Prophet had the lowest accuracy for short-term predictions. Risk analysis revealed Prophet had the lowest historical risk but the highest risk for 150-day forecasts. LSTM demonstrated superior long-term risk mitigation. Comparison with actual prices revealed that LSTM and GRU more accurately captured stock price fluctuations than Prophet, particularly during sharp price changes. GRU provided the closest predictions in the 150-day forecast scenario, making it the most effective model for real estate stock forecasting. This study offers valuable insights for investors and portfolio managers in understanding stock price movements and managing investment risks in the real estate sector.

Keywords: LSTM, GRU, Meta Prophet, Stock Forecasting, Investment Risk

ABSTRAK

Penelitian ini membandingkan kinerja Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan Prophet dalam memprediksi harga saham sektor real estate di Bursa Efek Indonesia periode 2019–2024, serta menganalisis risiko investasi menggunakan Value at Risk (VaR) dan Expected Shortfall (ES). Data saham melalui normalisasi dan pembagian dataset (rasio 70:30, 80:20, 90:10) dengan time step 40, 60, 100, serta

tiga lapisan dense (25, 50 neuron). Evaluasi menggunakan MSE, RMSE, MAE, dan MAPE. Hasil menunjukkan GRU unggul dengan akurasi tertinggi pada saham PWON, ASRI, dan DILD, mencatat MSE terendah (PWON: 120.7436, ASRI: 26.3150, DILD: 28.9713). LSTM memiliki performa kompetitif, sementara Prophet menunjukkan kinerja terendah dalam peramalan jangka pendek. Pada analisis risiko, Prophet memiliki risiko terendah untuk data historis, namun mencatat risiko tertinggi dalam proyeksi 150 hari. LSTM terbukti unggul untuk mitigasi risiko jangka panjang. Perbandingan prediksi dengan harga aktual menunjukkan LSTM dan GRU lebih akurat dalam menangkap fluktuasi harga saham dibandingkan Prophet, terutama pada perubahan harga tajam. GRU menghasilkan prediksi terbaik dalam skenario peramalan 150 hari, menjadikannya model paling efektif untuk sektor real estate. Penelitian ini memberikan referensi bagi investor dan pengelola portofolio untuk memahami pergerakan harga saham dan mengelola risiko investasi.

Kata Kunci: LSTM, GRU, Meta Prophet, Peramalan Saham, Risiko Investasi

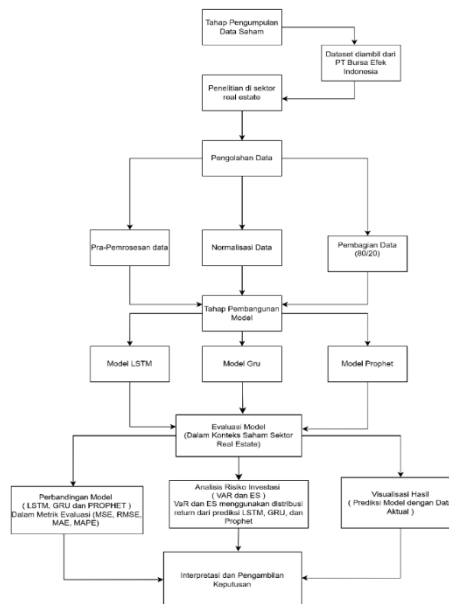
PENDAHULUAN

Pasar modal memiliki peran krusial dalam perekonomian modern, dengan saham sebagai instrumen investasi utama. Sejarah saham dimulai sejak 1602 dengan penerbitan saham publik pertama oleh VOC [1]. Meskipun saham menawarkan peluang keuntungan, risiko akibat faktor ekonomi yang kompleks tetap tinggi. Jaymit Bharatbhai Pandya et al. (2022) menyoroti tantangan dalam memprediksi harga saham karena nonlinieritas faktor-faktor tersebut [2]. Berbagai metode, seperti ARIMA, telah digunakan untuk meramalkan harga saham. Namun, penelitian Mochamad Ridwan et al. (2023) menunjukkan bahwa GRU lebih unggul dibandingkan ARIMA pada saham Bank Mandiri, dengan MAPE masing-masing 0,77% dan 4,09% [3]. Model pembelajaran mesin seperti LSTM, GRU, dan Prophet dianggap lebih efektif untuk data deret waktu yang kompleks. Agus Tri Haryono et al. (2024) menunjukkan bahwa GRU dan LSTM unggul dalam memprediksi saham di Bursa Efek Indonesia, dengan TFGRU mencatat kinerja terbaik [4]. Long Short-Term Memory (LSTM), yang diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997, terbukti efektif dalam memprediksi tren harga saham, terutama yang dipengaruhi oleh siklus properti dan kebijakan pemerintah. Penelitian oleh Burak Gülmez (2023) menunjukkan bahwa LSTM yang dioptimalkan dengan Artificial Rabbits Optimization Algorithm (ARO) memiliki MSE lebih rendah dibandingkan model LSTM-GA dan ANN [5]. Selain itu, Kuei-Chen Chiu (2023) menunjukkan bahwa LSTM efektif dalam meramalkan harga properti di Taiwan pasca-pandemi dengan hasil evaluasi model yang baik [6]. Fang et al. (2024) mengembangkan model LSTM adaptif untuk mengatasi fluktuasi tajam pada data keuangan [7]. Furizal et al. (2024) berhasil memprediksi saham BCA dengan MAE dan MSE rendah serta akurasi hingga 99,42% menggunakan model Multi-Layer Sequential LSTM (MLS-LSTM) [8]. Gated Recurrent Unit (GRU), yang diperkenalkan oleh Cho et al. pada tahun 2014, menawarkan efisiensi komputasi lebih tinggi dengan struktur yang lebih sederhana namun tetap efektif dalam menangkap ketergantungan jangka panjang. Penelitian Mustafa Yurtsever (2021) menunjukkan bahwa GRU efektif dalam meramalkan harga emas dengan MAE 71,24 dan MAPE 4,91 [9]. Joy Dip Das et al. (2024) menemukan bahwa model AE-GRU, yang menggabungkan autoencoder dengan GRU, lebih unggul dibandingkan AE-LSTM dalam meramalkan harga aset bergejolak seperti cryptocurrency dan saham di sektor properti [10]. Chi Chen et al. (2023) mengembangkan metode prediksi saham dengan RMSE rendah, sedangkan Armin Lawi et al. (2022) mencatat akurasi tertinggi GRU dengan MAPE sebesar 98,48% [11]. Meta Prophet, yang dikembangkan oleh Facebook, menawarkan fleksibilitas dalam pemodelan deret waktu dengan kemampuan menangani efek musiman dan tren nonlinier. Fitur ini relevan untuk sektor properti yang sering dipengaruhi oleh faktor makroekonomi. Taylor dan Letham (2018) menjelaskan bahwa Prophet menggunakan model aditif untuk menyesuaikan tren nonlinier dan musiman. Penelitian oleh Barani Shaju dan Valliammal Narayan (2023) menunjukkan bahwa kombinasi Neural Prophet dan LSTM (LSTMNP) memberikan prediksi lebih akurat untuk saham IBM, dengan MSE sebesar 0,1110 [12]. Penelitian ini berfokus pada sektor properti di Indonesia, yang diproyeksikan tumbuh dari USD 64,78 miliar pada 2024 menjadi USD 85,97 miliar pada 2029, didukung oleh urbanisasi cepat, permintaan tinggi, serta dukungan pemerintah dan investor asing. Fluktuasi harga di sektor

ini, yang berkaitan erat dengan kondisi makroekonomi, membuat prediksi harga saham menjadi sangat penting untuk mengelola risiko investasi. Dalam manajemen risiko keuangan, VaR digunakan untuk memperkirakan kerugian maksimum dalam rentang kepercayaan tertentu, sementara ES menghitung rata-rata kerugian yang melampaui VaR. Van der Lecq dan Vuuren (2024) menunjukkan Kalman Filter dapat meningkatkan akurasi estimasi VaR dan ES [13], sedangkan Wang et al. (2024) menggunakan pembelajaran mesin berbasis GANs untuk analisis risiko yang lebih efektif [14]. Penelitian ini menganalisis tiga saham di sektor properti menggunakan LSTM, GRU, dan Prophet untuk prediksi harga saham, serta VaR dan ES untuk mengukur risiko investasi. Evaluasi model dilakukan dengan metrik MAE, MSE, dan RMSE, dan hasilnya disajikan melalui visualisasi untuk mempermudah pemahaman. Penelitian ini bertujuan membantu investor mengambil keputusan yang lebih informatif dan bertanggung jawab.

METODE PENELITIAN

Pada tahap ini yang dimana perencanaan alur penelitian dirancang secara terstruktur dan sistematis untuk mencapai tujuan penelitian dengan maksimal. Alur penelitian pada Gambar 1 mencakup pengumpulan data saham, pengolahan data, pembuatan model, evaluasi dan perbandingan model, analisis risiko investasi (VaR dan ES), visualisasi hasil, interpretasi, dan pengambilan keputusan.



Gambar 1. Alur Penelitian

1. Datasets

Pada tahap pengumpulan data, penelitian ini menggunakan data historis saham dari Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2019-2024. Dataset diambil dari situs resmi BEI dan berfokus pada sektor real estate, khususnya perusahaan-perusahaan seperti PT Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT Alam Sutera Realty Tbk (ASRI), dan PT Duta Anggada Realty Tbk (DILD). Dataset ini mencakup sekitar 1200 data dengan kolom-kolom seperti date, open_price, close, high, low, volume, dan lain-lain. Kolom close dipilih sebagai fokus penelitian karena dianggap paling representatif dalam menggambarkan kondisi pasar dan cocok untuk analisis time series dan peramalan jangka panjang.

2. Tahap Processing Data

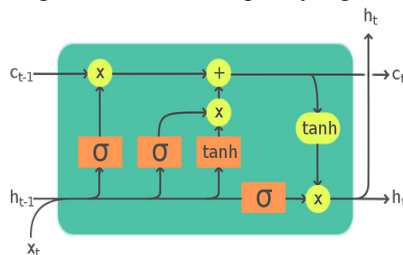
Pada Tahap pengolahan data melibatkan pra-pemrosesan, normalisasi, dan pembagian data. Data saham diurutkan secara kronologis, nilai hilang diisi dengan interpolasi linier, dan Min-Max Scaling digunakan untuk normalisasi ke rentang 0-1. Data dibagi menjadi data latih dan uji dengan rasio 70:30, 80:20, dan 90:10 untuk mengevaluasi pengaruh proporsi data terhadap akurasi model.

3. Architecture Model Building

Tahapan ini meliputi pembangunan model prediksi dengan metode LSTM, GRU, Prophet, dan VaR yang disesuaikan dengan karakteristik data dan telah melalui proses meliputi pre-processing data, normalisasi data, dan pembagian data, kemudian dilanjutkan dengan tahap pembangunan data yang kemudian dilanjutkan dengan tahap pengembangan data.

3.1 Long Short-Term Memory (LSTM)

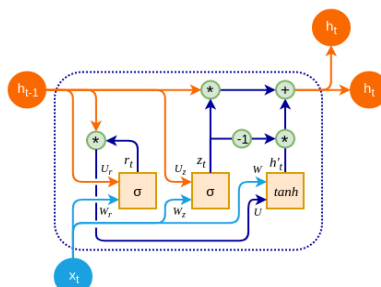
Long Short-Term Memory (LSTM), diperkenalkan pada 1997 adalah jaringan saraf dalam keluarga RNN yang dirancang untuk mengatasi masalah gradien menghilang. LSTM unggul dalam memproses data berurutan dengan ketergantungan jangka panjang, menjadikannya ideal untuk peramalan saham. Arsitekturnya mencakup state cell untuk memori jangka panjang serta tiga gerbang (lupa, masukan, keluaran) yang mengatur aliran informasi. Struktur ini memungkinkan LSTM menangkap pola nonlinier kompleks dan menyimpan informasi penting secara selektif, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Long Short-Term Memory (Source : (Medium – Bina Nusantara IT Division, 2023)

3.2 Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Gated Recurrent Unit (GRU) yang diperkenalkan oleh Cho et al. (2014) adalah varian RNN yang lebih sederhana dan cepat, dirancang untuk mengatasi masalah gradien hilang. GRU memiliki dua gerbang utama: gerbang update untuk mengontrol informasi baru dan lama, serta gerbang reset untuk mengatur informasi yang dilupakan. Dengan arsitektur lebih efisien dibandingkan LSTM, GRU memproses data berurutan kompleks, seperti prediksi harga saham, dengan akurasi tinggi dan pelatihan lebih cepat. Gambar 2 menunjukkan struktur GRU yang efektif dalam menangani ketergantungan temporal, pola kompleks, dan volatilitas data saham.



Gambar 3. Arsitektur Gated Recurrent Unit ((Medium - Anish Nama, 2023)

3.3 Meta Prophet

Meta Prophet adalah perpanjangan dari model Prophet yang diperkenalkan oleh Facebook untuk meramalkan data deret waktu, terutama data musiman dan tidak teratur. Arsitekturnya mencakup komponen tren, musiman, dan hari libur yang dikombinasikan dengan jaringan saraf untuk menangkap hubungan yang lebih kompleks dalam data. Keunggulan utamanya terletak pada kemampuannya untuk menangani data yang beragam, termasuk pola musiman dan faktor eksternal. Dalam peramalan harga saham, Meta Prophet memberikan prediksi yang akurat serta interpretasi yang lebih baik terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi harga saham, terutama di sektor real estate.

4. Value At Risk (VaR) and Expected Shortfall (ES)

Value at Risk (VaR) dan Expected Shortfall (ES) adalah alat penting dalam mengukur risiko investasi, yang digunakan untuk memperkirakan potensi kerugian maksimum dan rata-rata kerugian ekstrem dalam periode tertentu. VaR diperkenalkan oleh JP Morgan pada tahun 1993 melalui RiskMetrics, sedangkan ES dikembangkan oleh Acerbi dan Tasche pada tahun 2002 untuk mengatasi kelemahan VaR. Keduanya membantu investor dan lembaga keuangan memahami serta mengelola risiko pasar, baik dalam kondisi normal (VaR) maupun skenario terburuk (ES).

Rumus VaR:

$$VaR_{\alpha} = \inf \{x \in R : F(x) \geq \alpha\} \quad (1)$$

Penjelasan Rumus Var:

1. VaR_{α} = Nilai VaR pada tingkat kepercayaan α
2. $F(x)$ = Distribusi kumulatif dari kerugian.
3. α = Tingkat kepercayaan, seperti 95% atau 99%.

Rumus ES:

$$ES_{\alpha} = E(X|X > VaR_{\alpha}) \quad (2)$$

Penjelasan Rumus ES:

1. ES_{α} = Nilai ES pada tingkat kepercayaan α
2. $E(X|X > VaR_{\alpha})$ = Nilai ekspektasi dari kerugian yang lebih besar dari VaR.

VaR membantu mengidentifikasi kerugian maksimum yang mungkin terjadi, sementara ES memberikan estimasi rata-rata kerugian dalam kondisi ekstrem. Keduanya penting dalam pengambilan keputusan dan merancang strategi mitigasi risiko untuk menjaga stabilitas portofolio investasi di tengah fluktuasi pasar.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluation of Long Short-Term Memory (LSTM) Model

Pada tahap evaluasi, model LSTM dinilai menggunakan MSE, RMSE, MAE, MAPE, dan grafik perbandingan harga aktual dan prediksi. Model dilatih pada data saham PWON, ASRI, dan DILD dengan proporsi data 70:30, 80:20, 90:10, time step 40, 60, 100,

dan tiga lapisan padat (25 atau 50 neuron). Dengan Adam optimizer dan fungsi kerugian MSE, model dilatih selama 50 epoch dengan batch size 64. Validasi data uji dilakukan untuk mencegah overfitting. Arsitektur pada tabel 1 menggunakan 25 neuron dengan 72.301 parameter, lebih efisien secara komputasi. Sementara itu, tabel 2 dengan 50 neuron dan 73.601 parameter lebih kompleks, memungkinkan penangkapan pola data yang lebih baik namun berisiko overfitting.

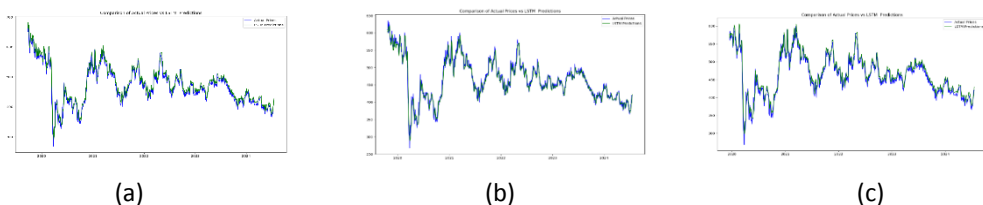
Tabel 1. Arsitektur LSTM Lapisan 25

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_2 (LSTM)	(None, 60, 100)	30,9
lstm_3 (LSTM)	(None, 50)	22,8
dense_2 (Dense)	(None, 25)	1,275
dense_3 (Dense)	(None, 1)	26
Total params		72,301 (282.43 KB)
Trainable params		72,301 (282.43 KB)
Non-trainable params		0 (0.00 Byte)

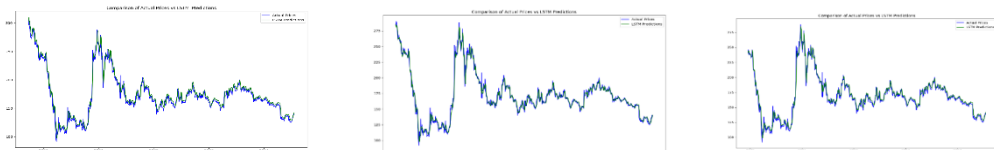
Tabel 2. Arsitektur LSTM Lapisan 50

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 60, 100)	40,8
lstm_1 (LSTM)	(None, 50)	30,2
dense (Dense)	(None, 50)	2,55
dense_1 (Dense)	(None, 1)	512
Total params		73,601 (287.50 KB)
Trainable params		73,601 (287.50 KB)
Non-trainable params		0 (0.00 Byte)

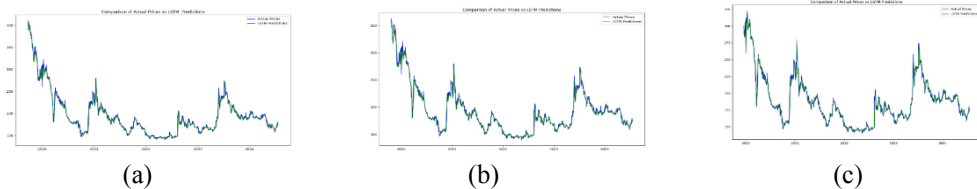
Pada Gambar 4-6 menunjukkan perbandingan antara harga aktual saham-saham sektor real estate (garis biru) dengan hasil prediksi model LSTM (garis hijau) pada dua skenario time step, yaitu 40, 60, dan 100. Tiga saham yang dianalisis adalah PWON, ASRI, dan DILD. Ketiga model time step tersebut secara umum mampu mengikuti pola harga aktual dengan baik, meskipun terdapat sedikit perbedaan di beberapa titik. Pada semua time step, menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam memprediksi dan memberikan prediksi yang mendekati harga aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik.



Gambar 4. a) 40 TimeStep (PWON) , b) 60 TimeStep (PWON), c)100 TimeStep (PWON).



(a) (b) (c)
Gambar 5. a) 40 TimeStep (ASRI) , b) 60 TimeStep (ASRI), c)100 TimeStep (ASRI).



Gambar 6. a) 40 TimeStep (DILD) , b) 60 TimeStep (DILD), c)100 TimeStep (DILD).

Berdasarkan penjelasan pada Tabel 3 yang berisi metrik evaluasi model LSTM untuk saham PWON, ASRI, dan DILD pada sektor real estate. Pada saham PWON, model dengan konfigurasi time step 100, pembagian data 70:30, dan tiga lapisan densitas dengan 25 neuron menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 135,3501, Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 11,6340, Mean Absolute Error (MAE) sebesar 8,2847, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,8083. Pada saham ASRI, seperti yang ditunjukkan pada tabel 3, model dengan konfigurasi time step 60, pembagian data 80:20, dan tiga lapisan padat dengan 25 neuron menunjukkan hasil evaluasi yang lebih baik dibandingkan dengan PWON. Nilai MSE yang dihasilkan sebesar 32,0876, RMSE sebesar 5,6646, MAE sebesar 3,6132, dan MAPE sebesar 2,1080. Sementara itu, untuk saham DILD, seperti yang ditunjukkan pada tabel 3, model dengan konfigurasi time step 100, pembagian data 80:20, dan tiga lapisan padat dengan 25 neuron memberikan hasil evaluasi yang paling baik dibandingkan dengan saham-saham lainnya. Nilai MSE yang dihasilkan sebesar 31.9867, RMSE sebesar 5.6557, MAE sebesar 3.4209, dan MAPE sebesar 1.7317. Evaluasi ini meliputi pembagian data dengan proporsi 70:30, 80:20, dan 90:10, serta time step 40, 60, dan 100, dengan tambahan tiga lapisan padat yang terdiri dari 25 dan 50 neuron.

Tabel 3. Evaluasi Model PWON ASRI dan DILD

Saham	Time_Step	Pembagian Data	LSTM				
			Model Arsitektu r	MSE	RMSE	MAE	MAP E
PWON	100	70	25	135.3501	11.6340	8.2847	1.8083
ASRI	60	80	25	32.0876	5.6646	3.6132	2.1080
DILD	100	80	25	31.9867	5.6557	3.4209	1.7317

B. Evaluation of Gated Recurrent Unit (GRU) Model

Pada tahap evaluasi, model GRU dinilai dengan menggunakan nilai MSE, RMSE, MAE, MAPE, dan grafik perbandingan harga saham aktual dan prediksi. Model dilatih pada data saham sektor real estate, yaitu PT Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT Alam Sutera Realty Tbk (ASRI), dan PT Duta Anggada Realty Tbk (DILD) dengan proporsi data 70:30, 80:20, 90:10, time step 40, 60, 100, dan tiga lapisan padat yang terdiri dari 25 dan 50 neuron. Model dibangun menggunakan pengoptimal Adam dan fungsi kerugian MSE, dilatih selama 50 epoch dengan ukuran batch 64. Data uji digunakan untuk validasi untuk mencegah overfitting, dan riwayat pelatihan dicatat untuk analisis kinerja. Tahap ini bertujuan untuk mengoptimalkan model GRU untuk prediksi harga saham.

Pada tabel 4 dan tabel 5, perbedaan utama antara kedua arsitektur GRU terletak pada jumlah neuron pada lapisan padat terakhir, yaitu 25 neuron pada tabel 6 dengan

55.001 parameter, dan 50 neuron pada tabel 5 dengan 56.301 parameter. Arsitektur pada tabel 7 lebih kompleks, memungkinkan model untuk menangkap pola data dengan lebih baik, tetapi membutuhkan waktu komputasi yang lebih lama dan berisiko overfitting. Sebaliknya, arsitektur pada tabel 4 lebih efisien secara komputasi, meskipun kemampuan untuk menangkap pola yang kompleks sedikit berkurang. Keduanya dirancang untuk kinerja optimal sesuai dengan kebutuhan data.

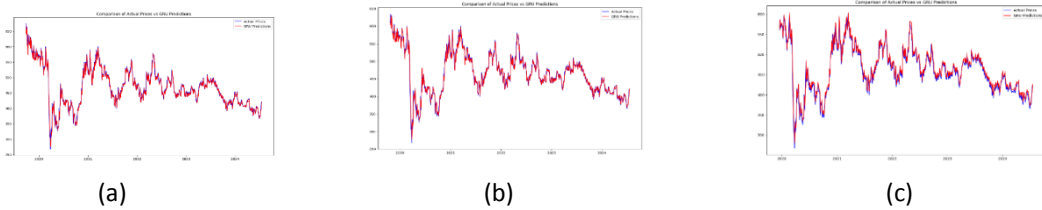
Tabel 4. Arsitektur GRU Lapisan 25

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 60, 100)	40,8
lstm_1 (LSTM)	(None, 50)	30,2
dense (Dense)	(None, 50)	2,55
dense_1 (Dense)	(None, 1)	512
Total params		73,601 (287.5 0 KB)
Trainable params		73,601 (287.5 0 KB)
Non-trainable params		0 (0.00 Byte)

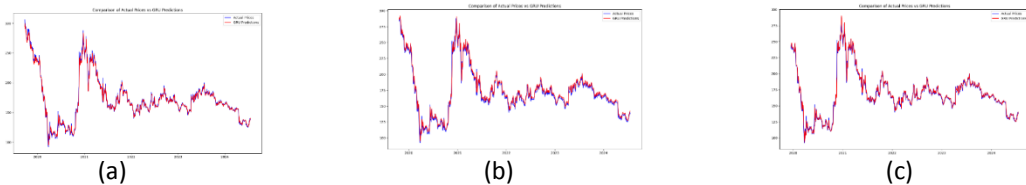
Tabel 5. Arsitektur GRU Lapisan 50

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru (GRU)	(None, 60, 100)	30,9
gru_1 (GRU)	(None, 50)	22,8
dense_2 (Dense)	(None, 50)	2,55
dense_3 (Dense)	(None, 1)	51
Total params		56,301 (219.9 3 KB)
Trainable params		56,301 (219.9 3 KB)
Non-trainable params		0 (0.00 Byte)

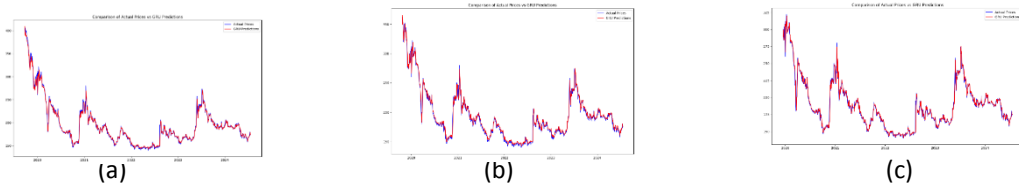
Pada gambar 7 - 9 menunjukkan perbandingan antara harga saham sektor real estate aktual (garis biru) dengan hasil prediksi model GRU (garis merah) pada dua skenario time step, yaitu 40, 60, dan 100. Tiga saham yang dianalisis adalah PWON, ASRI, dan DILD. Secara umum, ketiga model time step ini dapat mengikuti pola pergerakan harga saham dengan sangat baik. Semua time step menunjukkan hasil prediksi yang akurat dan memberikan hasil prediksi yang mendekati harga aktual. Hal ini mengindikasikan bahwa ketiga model time step tersebut menunjukkan kinerja yang baik.



Gambar 7. a) 40 TimeStep (PWON) , b) 60 TimeStep (PWON), c)100 TimeStep (PWON).



Gambar 8. a) 40 TimeStep (ASRI) , b) 60 TimeStep (ASRI), c)100 TimeStep (ASRI).



Gambar 9. a) 40 TimeStep (DILD) , b) 60 TimeStep (DILD), c)100 TimeStep (DILD).

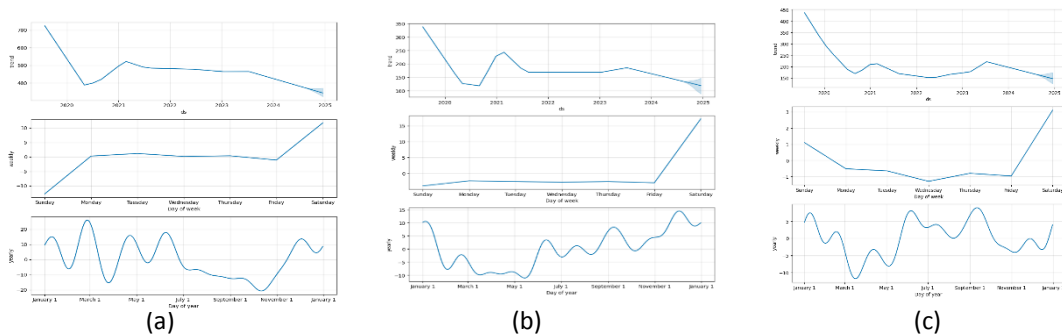
Berdasarkan penjelasan pada tabel 6 yang berisi metrik evaluasi model GRU untuk saham PWON, ASRI, dan DILD pada sektor real estate. Pada saham PWON, model dengan konfigurasi time step 100, pembagian data 70:30, dan tiga lapisan padat dengan 25 neuron menghasilkan nilai MSE sebesar 120,7436, RMSE sebesar 10,9883, MAE sebesar 7,8569, dan MAPE sebesar 1,7254. Pada saham ASRI, seperti yang terlihat pada Tabel 4.10, model dengan konfigurasi time step 60, pembagian data 70:30, dan tiga lapisan padat dengan 50 neuron menghasilkan nilai MSE sebesar 26,3150, RMSE sebesar 5,1298, MAE sebesar 3,1823, dan MAPE sebesar 1,8712. Sementara itu, untuk saham DILD, seperti yang ditunjukkan pada tabel 6, model dengan konfigurasi time step 100, pembagian data 80:20, dan tiga lapisan padat dengan 25 neuron menghasilkan nilai MSE sebesar 28,9713, RMSE sebesar 5,3825, MAE sebesar 3,0672, dan MAPE sebesar 1,5362. Evaluasi ini meliputi pembagian data dengan proporsi 70:30, 80:20, dan time step 40, 60, dan 100, dengan penambahan tiga lapisan padat yang berisi 25 dan 50 neuron.

Tabel 6. Evaluasi Model PWON ASRI dan DILD

Saham	Time_Step	Pembagian Data	GRU				
			Model Arsitektur	MSE	RMSE	MAE	MAPE
PWON	100	70	25	120.7436	10.9883	7.8569	1.7254
ASRI	60	70	50	26.3150	5.1298	3.1823	1.8712
DILD	100	80	25	28.9713	5.3825	3.0672	1.5362

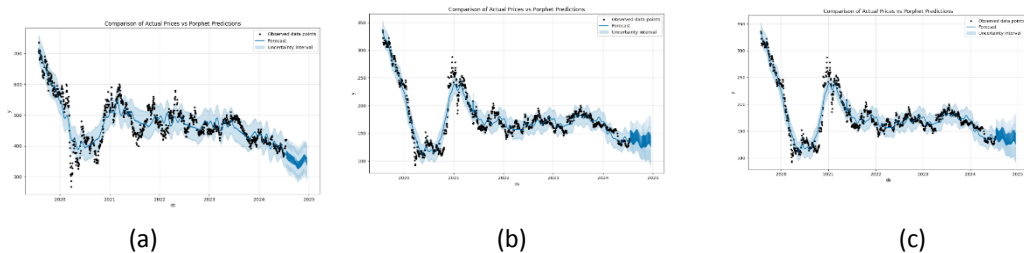
C. Evaluation of Meta Prophet Model

Evaluasi model Meta Prophet dilakukan dengan membandingkan prediksi dengan harga saham aktual, mengidentifikasi tren mingguan dan tahunan untuk menangkap fluktuasi musiman serta pola jangka panjang. Hasil evaluasi menggunakan metrik seperti MSE, RMSE, MAE, dan MAPE menunjukkan akurasi model dalam memprediksi harga saham berdasarkan data historis.



Gambar 10. a) Tren dan Musiman(PWON) , b) Tren dan Musiman(ASRI), c) Tren dan Musiman (DILD)

Berdasarkan Gambar 10 analisis tren dan musiman saham PWON, ASRI, dan DILD menggunakan metode Prophet menunjukkan tiga komponen utama: tren utama menggambarkan pola umum pergerakan harga, komponen musiman tahunan menunjukkan pola berulang bulanan, dan komponen musiman mingguan menunjukkan fluktuasi berdasarkan hari dalam seminggu. Analisis ini mengungkap pola historis yang signifikan dari ketiga saham tersebut. Berdasarkan Gambar 10, grafik ini memperbandingkan harga aktual saham dengan hasil prediksi menggunakan metode *prophet* untuk saham PWON, ASRI, dan DILD. Titik hitam mewakili harga aktual, sedangkan garis biru menunjukkan prediksi, dengan area biru terang yang menggambarkan ketidakpastian prediksi. Pada ketiga grafik, prediksi *prophet* mengikuti tren harga aktual, meskipun terdapat fluktuasi dan deviasi pada beberapa periode, terutama saat terjadi perubahan tajam pada harga saham. Area ketidakpastian semakin lebar pada proyeksi jangka panjang, mencerminkan tingginya ketidakpastian. Secara keseluruhan, grafik ini memberikan gambaran mengenai kemampuan *prophet* dalam memprediksi pergerakan harga saham, dengan mempertimbangkan fluktuasi historis dan rentang ketidakpastian di masa depan.



Gambar 10. a) Aktual vs Prediksi (PWON), b) Aktual vs Prediksi (ASRI) , c) Aktual vs Prediksi (DILD)

Berdasarkan hasil evaluasi model Prophet pada tabel 7 untuk saham PWON, ASRI, dan DILD, dapat disimpulkan bahwa pada saham PWON, model *prophet* dengan konfigurasi *time step* 40 menghasilkan nilai MSE sebesar 1094.4632, RMSE sebesar 33.0827, MAE sebesar 25.7171, dan MAPE sebesar 5.6554. Pada saham ASRI, model Prophet dengan *time step* 40 memberikan nilai MSE sebesar 177.4683, RMSE sebesar 13.3217, MAE sebesar 10.1098, dan MAPE sebesar 6.1248. Sedangkan untuk saham DILD, model *prophet* dengan *time step* 100 menghasilkan nilai MSE sebesar 203.7851, RMSE sebesar 14.2753, MAE sebesar 11.0600, dan MAPE sebesar 5.9133. Secara keseluruhan, model *prophet* memberikan hasil terbaik pada saham ASRI, saham PWON dan saham DILD.

Tabel 7. Evaluasi Model PWON ASRI dan DILD

Prophet					
Saham	Time_Step	MSE	RMSE	MAE	MAPE
PWON	40	1094.4632	33.0827	25.7171	5.6554
ASRI	40	177.4683	13.3217	10.1098	6.1248
DILD	100	203.7851	14.2753	11.0600	5.9133

D. Evaluasi Analisis Risiko Investasi Menggunakan VaR dan ES

Berdasarkan analisis pada tabel 8 Prophet menunjukkan risiko terendah di semua saham yang dianalisis. Pada saham PWON, Prophet mencatat VaR terendah antara 0.006826–0.006849 dan ES terendah antara 0.010277–0.010341. Pada saham ASRI, Prophet memiliki VaR terendah antara 0.006826–0.010277 dan ES terendah antara 0.010277–0.013305. Sementara itu, pada saham DILD, Prophet mencatat VaR terendah antara 0.006848–0.006872 dan ES terendah antara 0.006848–0.009524. Secara keseluruhan, Prophet consistently menjadi model dengan risiko terendah dibandingkan LSTM dan GRU.

Tabel 8. Metrik Evaluasi Analisis Risiko Investasi PWON, ASRI dan DILD

Saham	Time_Step	Pembagian Data	Model Arsitektur	Model Algoritma	VaR	ES
PWON	100	90	50	LSTM	0.016266	0.026454
	100	70	25	LSTM	0.027534	0.041056
	100	90	50	GRU	0.022054	0.033931
	100	70	50	GRU	0.032810	0.048208
	60	70	25	PROPHET	0.006826	0.010277
	60	80	25	PROPHET	0.006849	0.010341
ASRI	100	90	50	LSTM	0.021973	0.026454
	60	80	25	LSTM	0.028586	0.051444
	60	70	25	GRU	0.030159	0.044636
	100	80	50	GRU	0.036046	0.053380
	60	70	25	PROPHET	0.006826	0.010277

	100	80	50	PROPHET	0.010277	0.013305
DILD	60	80	25	LSTM	0.022703	0.037045
	100	90	50	LSTM	0.025039	0.039457
	60	70	25	GRU	0.028147	0.042795
	100	80	50	GRU	0.029358	0.045107
	60	70	25	PROPHET	0.006848	0.006848
	100	80	50	PROPHET	0.006872	0.009524

Berdasarkan tabel 9 analisis risiko investasi menunjukkan bahwa pada saham PWON, nilai Value at Risk (VaR) pada tingkat kepercayaan 95 persen adalah sebesar 3,49 persen, dengan Expected Shortfall (ES) sebesar 5,08 persen. Pada saham ASRI, nilai VaR tercatat sebesar 4,11 persen, sedangkan nilai ES mencapai 5,93 persen. Terakhir, pada saham DILD, nilai VaR adalah sebesar 3,51 persen, dengan nilai ES sebesar 5,12 persen. Hasil ini mencerminkan potensi kerugian maksimum dan rata-rata kerugian lebih lanjut jika melampaui nilai VaR pada masing-masing saham.

Tabel 9. Confidence Analisis Risiko Investasi Saham PWON, ASRI and DILD

Saham	Value at Risk (95% confidence)	Expected Shortfall (95% confidence)
PWON	0.0349	0.0508
ASRI	0.0411	0.0593
DILD	0.0351	0.0512

E. Peramalan Model 150 Hari Kedepan Saham

Berdasarkan Tabel 10 yang menampilkan peramalan harga saham 150 hari ke depan untuk Pakuwon (PWON), Asri (ASRI), dan Dild (DILD) dengan berbagai pembagian data 70:30, 80:20, dan 90:10, menggunakan time step 40 60 dan 100 serta tiga lapisan dense masing-masing berisi 25 dan 50 neuron dengan model yang digunakan adalah LSTM, GRU, dan Prophet. Pada bulan November, harga aktual saham Pakuwon (PWON) tercatat sebesar 424, dengan prediksi model GRU yang mencapai 432.11, menghasilkan selisih sebesar 8.11. Untuk saham Asri (ASRI), harga aktual adalah 161, dan model LSTM memprediksi 162.60 dengan selisih 1.60. Sementara itu, untuk saham Dild (DILD), harga aktual adalah 168, dan model GRU memprediksi 166.65, menghasilkan selisih 1.35. Pada bulan Desember, harga aktual saham Pakuwon (PWON) tercatat sebesar 390, dan model GRU memprediksi 390.99, dengan selisih 0.99. Untuk saham Asri (ASRI), harga aktual adalah 137, dan model LSTM menghasilkan prediksi sebesar 136.74 dengan selisih 0.26. Sementara itu, untuk saham Dild (DILD), harga aktual adalah 156, dan model LSTM memprediksi 158.09, dengan selisih 2.09. Kesimpulannya, model GRU menunjukkan performa yang lebih baik dalam memprediksi harga saham Pakuwon (PWON) dan Dild (DILD) pada bulan November, serta harga saham Pakuwon (PWON) pada bulan Desember. Sebaliknya, model LSTM lebih unggul dalam memprediksi harga saham Asri (ASRI) pada kedua bulan tersebut.

Tabel 10. Peramalan Model 150 Hari Kedepan Saham PWON, ASRI dan DILD

Saham	Time_Step	Pembagian Data	Model Arsitektur	Date	LSTM_Prediction	GRU_Prediction	Prophet_Prediction
PWON	60	80	25	2024-11-30	590.854492	432.114319	343.718290
	40	90	25	2024-12-31	1205.100464	390.989075	347.987499
ASRI	40	70	50	2024-11-30	162.596725	126.173025	126.173025
	100	70	25	2024-12-31	136.736298	169.906662	131.373695
DILD	60	90	25	2024-11-30	181.803329	166.652191	148.573224
	60	80	25	2024-12-31	158.093536	256.409607	149.932644

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, model GRU terbukti lebih efektif dalam memprediksi harga saham sektor real estate dibandingkan LSTM dan Prophet. GRU memiliki akurasi prediksi yang lebih tinggi dan efisiensi komputasi yang lebih baik, cocok untuk dataset kecil hingga sedang. Model ini juga lebih baik dalam menangkap pola fluktuasi harga saham dan menghasilkan prediksi yang lebih mendekati harga aktual. Model LSTM meskipun efektif pada data dengan ketergantungan jangka panjang, memerlukan waktu pelatihan lebih lama dan komputasi lebih besar, sementara Prophet kurang efektif dalam menangani volatilitas tinggi pada data saham. Dalam analisis risiko, Value at Risk (VaR) mengukur kerugian maksimum pada tingkat probabilitas tertentu, namun terbatas dalam mengukur kerugian ekstrem. Sebaliknya, Expected Shortfall (ES) lebih efektif untuk menangani kerugian ekstrem di pasar volatil. Hasil perhitungan VaR dan ES menunjukkan bahwa GRU memberikan prediksi yang baik mengenai kerugian yang mungkin terjadi. VaR dan ES berguna untuk memahami risiko jangka pendek dan membantu investor dalam pengambilan keputusan yang lebih baik. GRU direkomendasikan untuk diterapkan pada sektor volatil lainnya, seperti teknologi atau energi, serta dalam strategi investasi jangka pendek hingga menengah. Kombinasi GRU dan analisis risiko dengan VaR dan ES dapat membantu investor dalam pengambilan keputusan yang lebih tepat. Penelitian selanjutnya dapat mengintegrasikan GRU dengan model lain dan menggunakan data lebih luas untuk meningkatkan akurasi prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Petram, L. O. (2011). *The World's First Stock Exchange: How the Amsterdam Market for VOC Shares Became a Modern Securities Market, 1602-1700* [Doctoral dissertation, University of Amsterdam]. University of Amsterdam Repository. https://pure.uva.nl/ws/files/1427391/85961_thesis.pdf
- [2] Pandya, J. B., & Jaliya, U. K. (2022). An empirical study on the various stock market prediction methods. *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 8(1), 58-80. <https://doi.org/10.26594/register.v8i1.2533>

- [3] Ridwan, M., Sadik, K., & Afendi, F. M. (2023). Comparison of ARIMA and GRU models for high-frequency time series forecasting. *Scientific Journal of Informatics*, 10(3). <https://doi.org/10.15294/sji.v10i3.45965>
- [4] Haryono, A. T., Sarno, R., & Sungkono, K. R. (2024). Stock price forecasting in Indonesia stock exchange using deep learning: A comparative study. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 14(1), 861–869. <https://doi.org/10.11591/ijece.v14i1.pp861-869>
- [5] Gülmez, B. (2023). Stock price prediction with optimized deep LSTM network with artificial rabbits optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120346>
- [6] Chiu, K.-C. (2024). A long short-term memory model for forecasting housing prices in Taiwan in the post-epidemic era through big data analytics. *Asia Pacific Management Review*, 29(4), 273–283. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2023.08.002>
- [7] Fang, Z., Ma, X., Pan, H., Yang, G., & Arce, G. R. (2024). Movement forecasting of financial time series based on adaptive LSTM-BN network. *International Journal of Development and Economic Sustainability*, 12(3), 36-45. <https://doi.org/10.37745/ijdes.13/vol12n33645>
- [8] Furizal, F., Ritonga, A., Ma'arif, A., & Suwarno, I. (2024). Stock price forecasting with multivariate time series long short-term memory: A deep learning approach. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, 5(5). <https://doi.org/10.18196/jrc.v5i5.22460>
- [9] Yurtsever, M. (2021). Gold price forecasting using LSTM, Bi-LSTM and GRU. *European Journal of Science and Technology*. <https://doi.org/10.31590/ejosat.959405>
- [10] Dip Das, J., Thulasiram, R. K., Henry, C., & Thavaneswaran, A. (2024). Encoder–Decoder Based LSTM and GRU Architectures for Stocks and Cryptocurrency Prediction. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(200), 1–23. <https://doi.org/10.3390/jrfm17050200>
- [11] Chen, C., Chen, C., & Xing, W. (2023). Research on improved GRU-based stock price prediction method. *Applied Sciences*, 13. <https://doi.org/10.3390/app13158813>
- [12] Shaju, B., & Narayan, V. (2023). Prediction model for stock trading using combined long short term memory and neural prophet with regressors. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 16(6). <https://doi.org/10.22266/ijies2023.1231.79>
- [13] Van der Lecq, M., & van Vuuren, G. (2024). Estimating value at risk and expected shortfall: A Kalman filter approach. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 14(1). <https://doi.org/10.32479/ijefi.15184>
- [14] Wang, J., Li, X., Zhang, Y., & Chen, L. (2024). Forecasting VaR and ES using deep quantile regression, GANs-based scenario generation, and heterogeneous market hypothesis. *Financial Innovation*, 10. <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00564-5>