

Perbandingan Algoritma LSTM & RNN Untuk Prediksi Harga Saham Perusahaan Sektor Pertanian

Ulifaturrisqoh¹, Hozairi², Moh. Aminollah Hamzah³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Teknik, Universitas Islam Madura

¹ulifaturisy@gmail.com, ²dr.hozairi@gmail.com, ³hamzahmni@gmail.com

ABSTRAK

Saham merupakan tanda bukti kepemilikan modal dalam suatu perusahaan, fluktuasi harganya menjadi tantangan bagi investor. Penelitian ini membandingkan metode Long Short-Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN) untuk memprediksi harga saham perusahaan sektor pertanian guna mendukung program swasembada pangan, untuk evaluasi performa model menggunakan MAE, MSE, RMSE, dan R². Penelitian ini fokus pada 3 perusahaan. Hasil penelitian menunjukkan LSTM lebih baik dari RNN, pada PT Andira Agro Tbk (ANDI) LSTM menghasilkan MAE sebesar 2,4608, MSE sebesar 12,4950, RMSE sebesar 3,5348, dan R² sebesar 0,9721. Pada PT Wahana Pronatural Tbk (WAPO) LSTM mencatat MAE sebesar 2,5966, MSE sebesar 22,2551, RMSE sebesar 4,7175, dan R² sebesar 0,9189. Sementara itu, pada PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI) LSTM mencapai MAE sebesar 0,1129, MSE sebesar 0,0196, RMSE sebesar 0,1400, dan R² sebesar 0,9597. LSTM secara konsisten menghasilkan nilai error yang lebih rendah dan R² yang lebih tinggi, menandakan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Dengan demikian, LSTM terbukti lebih unggul dalam menangkap pola tren harga saham dibandingkan RNN. Hasil ini dapat menjadi referensi dalam pengambilan keputusan investasi di sektor pertanian, serta berkontribusi dalam mendukung program swasembada pangan melalui optimalisasi prediksi pasar saham.

Kata kunci: Prediksi harga saham, LSTM, RNN, Sektor pertanian, Swasembada pangan.

ABSTRACT

Stocks represent proof of capital ownership in a company, and their price fluctuations pose a significant challenge for investors. This study compares the Long Short-Term Memory (LSTM) and Recurrent Neural Network (RNN) methods for predicting stock prices of companies in the agricultural sector to support the food self-sufficiency program. Model performance was evaluated using MAE, MSE, RMSE, and R² metrics. The study focused on three companies. The results show that LSTM outperformed RNN. For PT Andira Agro Tbk (ANDI), LSTM achieved an MAE of 2.4608, MSE of 12.4950, RMSE of 3.5348, and R² of 0.9721. For PT Wahana Pronatural Tbk (WAPO), LSTM recorded an MAE of 2.5966, MSE of 22.2551, RMSE of 4.7175, and R² of 0.9189. Meanwhile, for PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI), LSTM achieved an MAE of 0.1129, MSE of 0.0196, RMSE of 0.1400, and R² of 0.9597. LSTM consistently produced lower error values and higher R² scores, indicating more accurate and stable predictions. Therefore, LSTM has proven to be more effective in capturing stock price trends compared to RNN. These findings can serve as a reference for investment decision-making in the agricultural sector and contribute to supporting the food self-sufficiency program through stock market prediction optimization.

Keywords: Stock price prediction, LSTM, RNN, Agricultural sector, Food self-sufficiency.

1. PENDAHULUAN

Saham adalah tanda bukti kepemilikan modal atau dana dalam suatu perusahaan, yang dapat diperjual belikan untuk meningkatkan modal perusahaan [1] Pihak yang berinvestasi saham memiliki hak untuk memiliki klaim atas

aset dan pendapatan perusahaan. Mereka juga memiliki hak untuk hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS). Hukum penawaran dan permintaan sangat memengaruhi harga saham. Ketika ada kelebihan penawaran dan kelebihan permintaan, harga saham umumnya

cenderung naik [2]. Fluktuasi harga saham menjadi tantangan bagi investor dalam menentukan waktu yang tepat untuk membeli atau menjual saham, sehingga memerlukan kemampuan analisis yang kuat. Salah satu caranya adalah melalui prediksi harga saham. Prediksi adalah proses sistematis untuk memperkirakan peristiwa yang paling mungkin terjadi di masa depan dengan memanfaatkan data atau informasi masa lalu dan masa kini. Tujuan prediksi ini adalah untuk meminimalkan kesalahan antara peristiwa aktual dan hasil perkiraan[3]. Prediksi ini menjadi sangat penting bagi perusahaan sektor agrikultur, yang memiliki peran strategis dalam mendukung program swasembada pangan dan ketahanan pangan nasional dengan meningkatkan produksi dalam negeri dan mengurangi ketergantungan pada impor. Prediksi akan dilakukan pada perusahaan sektor agrikultur seperti PT Astra Agro Lestari Tbk, PT Andira Agro Tbk, dan PT Wahana Pronatural Tbk, yang secara aktif berkontribusi pada ketahanan pangan melalui produksi dan distribusi bibit hibrida berkualitas tinggi, partisipasi dalam program penanaman jagung satu juta hektar, dan pasokan bahan baku untuk industri makanan.

Beberapa penelitian telah membandingkan efektivitas model LSTM dan RNN dalam berbagai tugas prediksi. Penelitian sebelumnya tentang prediksi harga saham menunjukkan bahwa nilai RMSE adalah 40,85, MAPE adalah 0,71%, dan MSE adalah 6662,76, yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang signifikan[4]. Sementara itu, penelitian lain menunjukkan bahwa LSTM mencapai akurasi yang baik, dengan MAE sebesar 0,0150 dan MAPE sebesar 0,0257 menggunakan 20 epoch [5]. Di sisi lain, sebuah penelitian yang menggunakan metode RNN juga menemukan bahwa RNN menunjukkan performa yang baik, dengan nilai MAPE terendah sebesar 8,98% dan tingkat akurasi 91,02%. Para penulis menyatakan bahwa algoritma optimasi RMSProp (Root Mean Square Propagation) dapat digunakan untuk memperoleh parameter optimal untuk RNN [6]. Penelitian lain yang membandingkan metode RNN dan LSTM menyatakan bahwa LSTM mengungguli RNN, terutama dalam menangani time series yang

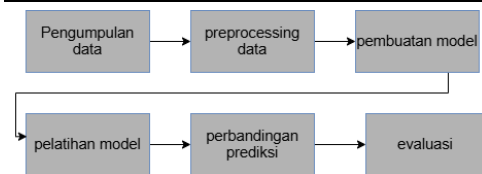
lebih panjang [7]. Penelitian lebih lanjut juga melaporkan bahwa model LSTM memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan model RNN dan CNN, berdasarkan data prediksi harga saham selama lima tahun [8]. Perbandingan dari penelitian sebelumnya mengenai prediksi RNN dan LSTM menunjukkan bahwa LSTM sedikit lebih baik daripada RNN, dengan RMSE sebesar 0,1758, MAPE sebesar 0,4846, dan R^2 sebesar 0,5198 [9].

Meskipun banyak penelitian yang membandingkan metode LSTM dan RNN dalam konteks prediksi harga saham, sebagian besar penelitian tersebut berfokus pada sektor keuangan secara umum dan tidak banyak memperhatikan sektor-sektor spesifik seperti pertanian. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya untuk mengevaluasi efektivitas algoritma LSTM dan RNN dalam memprediksi harga saham tiga perusahaan sektor pertanian yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia, serta memberikan hasil prediksi yang dapat mendukung program swasembada pangan nasional.

Dalam beberapa tahun terakhir, algoritma pembelajaran mesin—khususnya LSTM dan RNN—telah mendapatkan popularitas yang semakin meningkat dalam prediksi harga saham. Prediksi harga saham yang akurat memungkinkan perusahaan untuk menerapkan kebijakan yang tepat waktu dan relevan, sekaligus memengaruhi aktivitas perdagangan investor. Kenaikan harga saham dapat menjadi panduan bagi investor dalam membuat pilihan investasi dan bertindak sebagai indikator pengembalian investasi [10]. Dengan demikian, prediksi yang akurat dan dilakukan dengan baik membantu investor membuat keputusan investasi yang lebih cerdas, yang secara langsung memengaruhi potensi keuntungan atau kerugian suatu perusahaan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Untuk memberikan ringkasan yang jelas tentang prosedur prediksi yang akan dilakukan, penelitian ini membagi tahapan pengembangan model menjadi beberapa langkah terstruktur seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data diperoleh dari situs Investing.com, yang menyediakan informasi saham untuk perusahaan-perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Penelitian ini menggunakan data sekunder yang terdiri dari harga saham harian tiga perusahaan yang bergerak di industri pertanian. Tahap pemodelan dilakukan menggunakan perangkat lunak Google Colab berbasis Python dengan memanfaatkan fungsi Sequential dari library Keras di TensorFlow untuk model LSTM dan RNN. Data yang digunakan mencakup 2.067 entri dari PT Wahana Pronatural Tbk (WAPU) yang dikumpulkan dari 11 Januari 2016 hingga 20 Februari 2025; 2.199 entri dari PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI) yang mencakup periode 4 Januari 2016 hingga 31 Januari 2025; serta 1.535 entri dari PT Andira Agro Tbk (ANDI) yang meliputi periode 20 Agustus 2018 hingga 20 Februari 2025. Untuk keperluan prediksi, hanya kolom "Harga Penutupan" yang digunakan. Harga penutupan dijadikan acuan untuk harga pembukaan pada hari berikutnya karena mencerminkan konsensus pasar pada akhir perdagangan dan dapat memberikan indikasi awal arah pasar di hari berikutnya. Oleh karena itu, harga penutupan dianggap sebagai indikator kuat dari nilai saham pada waktu tertentu.

2.2 Preprocessing Data

Sebelum tahap pengembangan model, yang terdiri dari beberapa fase, pra-pemrosesan data merupakan langkah penting dan mencakup langkah-langkah berikut:

1. Pembersihan data yang tidak diperlukan : Mengonversi format data jika diperlukan, seperti mengubah format tanggal menjadi tipe numerik atau datetime.
2. Pemilihan fitur relevan sebagai input dan penentuan target output yang akan diprediksi : Normalisasi data juga dilakukan menggunakan metode seperti MinMaxScaler untuk

menskalakan data ke dalam rentang $[0, 1]$, yang memungkinkan model LSTM berfungsi dengan baik [11].

3. Pembagian dataset : Data yang telah dinormalisasi kemudian dibagi menjadi dataset pelatihan dan pengujian. Data biasanya dibagi dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, atau sebaliknya 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian [12]. Pembagian ini bertujuan untuk melatih model pada sebagian data dan mengevaluasi kinerjanya pada data baru untuk menjamin evaluasi yang tidak bias.
4. Pembuatan sekuens (Sequence generation): Langkah ini menyiapkan data deret waktu untuk model pembelajaran mesin yang memerlukan input berurutan. Langkah ini mengubah deret waktu menjadi pasangan input-output (X, y) , di mana X merepresentasikan serangkaian nilai dari langkah waktu sebelumnya, dan y menunjukkan nilai pada langkah waktu berikutnya. Prosedur ini mengubah data mentah menjadi sekuens yang dapat dipahami oleh model pembelajaran mendalam (LSTM/RNN), memungkinkan mereka mempelajari pola atau hubungan temporal dalam data.
5. Setelah ini, pembentukan ulang data (data reshaping) : diperlukan untuk menyesuaikan bentuk sekuens dengan persyaratan input model—misalnya, mengubah dari 2D/1D menjadi 3D (jumlah sampel, panjang sekuens, jumlah fitur) untuk model LSTM dan RNN.

2.3 Pembuatan Model

Dalam membangun model RNN dan LSTM untuk PT Wahana Pronatural Tbk (WAPU), PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI), dan PT Andira Agro Tbk (ANDI), digunakan arsitektur dua lapisan yang terdiri dari 64 neuron pada lapisan pertama, 32 neuron pada lapisan kedua, dan 1 lapisan Dense.

2.3.1 Recurrent Neural Network

RNN (Recurrent Neural Network) adalah sebuah algoritma deep learning yang bekerja dengan prinsip perulangan untuk mengenali

pola dalam data berurutan dan membuat prediksi, bekerja dengan menyimpan output dari lapisan tertentu dan mengumpulkannya kembali sebagai input untuk memprediksi output layer [13]. Struktur algoritma RNN Secara umum terdiri dari [14]:

1. Input Layer: Menerima data masukan.
2. Recurrent Layer(s): Lapisan ini merupakan inti dari RNN. Setiap neuron pada lapisan ini menerima masukan dari lapisan input dan keadaan tersembunyi (hidden state) sebelumnya. Keadaan tersembunyi berfungsi sebagai memori yang menyimpan informasi tentang masukan-masukan sebelumnya dalam sekuens .
3. Output Layer: Menghasilkan keluaran prediksi berdasarkan pemrosesan di lapisan berulang .

Berikut persamaan rumus struktur umum RNN:

$$ht = \tanh(W_{hh} * ht - 1 + W_{xh} * Xt) \quad (1)$$

$$yt = W_{hy} * ht \quad (2)$$

2.3.2 Long Short Term Memory

LSTM (Long Short Term Memory) adalah salah satu jenis jaringan saraf yang dikembangkan untuk mengatasi masalah mengatasi vanishing gradien yang sering terjadi pada RNN [15]. LSTM secara efektif menjaga stabilitas gradien selama pelatihan. Kemampuannya dalam mengingat informasi penting dalam jangka waktu yang lebih lama membuatnya menjadi pilihan utama untuk berbagai aplikasi, seperti pemodelan bahasa, prediksi deret waktu, serta analisis sentimen dan peramalan bisnis [16]. Berikut struktur umum dan persamaan rumus dalam LSTM [17]:

1. Lapisan Input (Input Layer): Menerima data masukan. Bentuk inputnya adalah (jumlah sampel, langkah waktu, jumlah fitur).
2. Lapisan LSTM (LSTM Layer(s)): Terdiri dari sel-sel LSTM dengan empat komponen gerbang utama ((1.) Forget Gate (Gerbang Lupa), (2) Input Gate (Gerbang Input), (3.) Cell State Update (Pembaruan State Sel), (4.) Output Gate (Gerbang Output)).

3. Lapisan Output (Output Layer): Menghasilkan keluaran prediksi berdasarkan pemrosesan di lapisan tersembunyi (hidden layer).

$$ft = \sigma(wf * [ht - 1, xt] + bf) \quad (3)$$

$$it = \sigma(Wi * [ht - 1, xt] + bi) \quad (4)$$

$$C^t = \tanh(Wc * [ht - 1, xt] + bc) \quad (5)$$

$$C^t = \tanh(Wc * [ht - 1, xt] + bc) \quad (6)$$

$$ot = \sigma(Wo * [ht - 1, xt] + bo) \quad (7)$$

$$ht = ot * \tanh(ct) \quad (8)$$

2.4 Pelatihan Model

Model dikonfigurasi menggunakan pengoptimal Adam (Adam optimizer) dan fungsi kerugian Mean Squared Error (MSE). Adam dipilih karena kemampuannya untuk memodifikasi tingkat pembelajaran (learning rate) secara fleksibel, yang mempercepat pelatihan dan meningkatkan kinerja model. Sementara itu, MSE cocok untuk masalah prediksi atau regresi, karena bertujuan untuk meminimalkan perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual. Setelah kompilasi, model memasuki fase pelatihan, di mana model mempelajari pola data melalui iterasi berdasarkan jumlah epoch—berkisar dari 50, 100, hingga 150 epoch—dan menggunakan batch size sebesar 32. Pelatihan dilakukan agar model dapat mempelajari pola data melalui banyak iterasi, di mana epoch menunjukkan berapa kali model memproses seluruh dataset secara lengkap, dan batch size menunjukkan jumlah sampel yang diproses sebelum parameter model disesuaikan [18]. Tujuannya adalah untuk menganalisis bagaimana peningkatan jumlah iterasi pelatihan mempengaruhi kemampuan model dalam mengenali tren data dan menghasilkan prediksi yang akurat. Model yang paling optimal akan dipilih berdasarkan hasil evaluasi yang menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, dan R².

2.5 Perbandingan Prediksi

Model yang dikembangkan mampu memprediksi nilai masa depan dengan mengandalkan input yang diberikan. Proses ini melibatkan penggunaan data pengujian yang telah melalui pra-pemrosesan. Hasil prediksi seringkali dalam bentuk yang dinormalisasi, seperti dalam rentang 0 hingga 1.

Denormalisasi diperlukan untuk mengubah nilai prediksi tersebut kembali ke skala harga saham yang sebenarnya [19]. Hal ini memungkinkan hasil prediksi untuk dipahami dengan benar dan dibandingkan antara model LSTM dan RNN dengan harga saham aktual.

2.6 Evaluasi model

Evaluasi diperlukan untuk menilai kinerja model melalui data uji. Kriteria penilaian berikut digunakan untuk mengukur presisi model[20]:

1. Mean Absolute Error (MAE) : MAE mengukur selisih absolut rata-rata antara hasil prediksi dan hasil aktual. Nilai MAE yang lebih rendah menunjukkan kemampuan prediksi model yang lebih akurat terhadap hasil sebenarnya.
2. Mean Squared Error (MSE): MSE menghitung rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual.
3. Root Mean Squared Error (RMSE): RMSE menghitung akar kuadrat dari rata-rata kesalahan kuadrat. Seperti MAE, nilai RMSE yang lebih rendah menunjukkan kualitas model yang lebih baik.
4. R-squared (R^2) : R^2 mengukur proporsi variabilitas dalam variabel terikat yang dapat dijelaskan oleh variabel bebas dalam analisis regresi. Nilai R^2 berkisar antara 0 dan 1, dimana nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan variansi data yang lebih besar, yang mencerminkan kinerja yang lebih baik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian dengan variasi epoch 50, 100, dan 150 yang mengevaluasi kinerja model LSTM dan RNN dalam memprediksi harga saham PT Andira Agro Tbk (ANDI), PT Wahana Pronatural Tbk (WAPU), dan PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI). Pengujian dilakukan untuk mengidentifikasi model mana yang menunjukkan kinerja prediksi yang lebih baik, serta bagaimana variasi jumlah epoch mempengaruhi hasil prediksi setiap model pada ketiga emiten tersebut.

3.1 PT. Andira Agro Tbk (ANDI)

Berdasarkan hasil pengujian model yang membandingkan model LSTM dan RNN, LSTM terbukti lebih unggul daripada RNN dalam hal akurasi prediksi dan nilai akurasi yang dihasilkan. Akurasi terbaik dari uji coba 50, 100, dan 150 epoch antara model LSTM dan RNN diperoleh oleh model LSTM pada epoch ke-50, yang menghasilkan nilai loss yang menurun secara stabil, dengan MAE sebesar 2,4608, MSE sebesar 12,4950, RMSE sebesar 3,5348, dan R^2 sebesar 0,9721, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

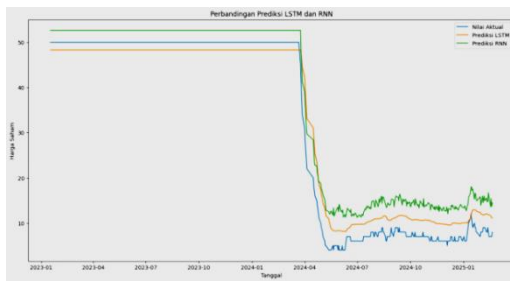
Model	Epoch	MAE	MSE	RMSE	R^2
RNN	50	13.6320	339.5033	18.9606	0.1966
LSTM	50	2.4608	12.4950	3.5348	0.9721
RNN	100	4.7095	27.4897	5.2431	0.9386
LSTM	100	2.8309	11.3798	3.3734	0.9746
RNN	150	8.0487	86.1275	9.2805	0.8075
LSTM	150	4.6206	38.4263	6.1989	0.9141

Gambar 2 . Model evaluation PT ANDI

Hasil perbandingan metode LSTM dan RNN dengan uji coba epoch 50, 100, dan 150 menunjukkan bahwa LSTM terbukti lebih baik daripada RNN. Visualisasi perbandingan dapat dilihat pada grafik dalam Gambar 3, 4, dan 5, di mana garis biru menunjukkan nilai aktual, garis oranye merepresentasikan prediksi LSTM, dan garis hijau merepresentasikan prediksi RNN. Pada Gambar 6, model LSTM memprediksi kenaikan sedikit pada harga saham PT Andira Agro Tbk (ANDI) dalam periode satu tahun ke depan. Meskipun prediksi kenaikan ini tidak terlalu signifikan, pola yang ditampilkan mencerminkan tren positif dalam pergerakan harga saham di masa depan. Hal ini menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan prediksi yang lebih stabil dan realistis dibandingkan dengan model RNN.



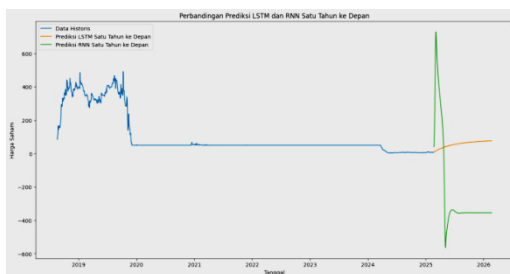
Gambar 3 . Grafik Prediksi Epoch 50(ANDI)



Gambar 4 . Grafik Prediksi Epoch 100(ANDI)



Gambar 5 . Grafik Prediksi Epoch 150(ANDI)



Gambar 6 . Grafik Prediksi satu tahun kedepan(ANDI)

3.2 PT.Wahana Pronatural Tbk(WAPO)

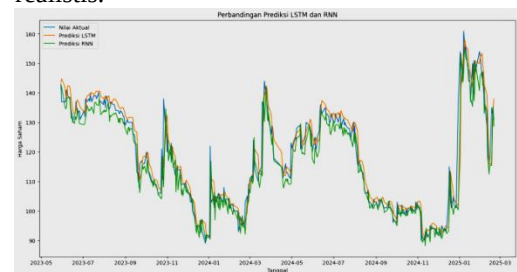
Perbandingan akurasi keseluruhan antara kedua model pada 50, 100, dan 150 epoch menunjukkan bahwa model LSTM secara konsisten menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan model RNN, dengan nilai akurasi MAE: 2,5966, MSE: 22,2551, RMSE: 4,7175, dan R^2 : 0,9189. Hasil pengujian dari perbandingan metode tersebut dapat dilihat pada Gambar 7.

Model	Epoch	MAE	MSE	RMSE	R^2
RNN	50	3.2603	27.4290	5.2373	0.9000
LSTM	50	3.1978	26.1742	5.1181	0.9046
RNN	100	3.4546	27.1338	5.2092	0.9011
LSTM	100	3.0385	25.9262	5.0918	0.9035
RNN	150	3.3600	28.3773	5.3270	0.8985
LSTM	150	2.5966	22.2551	4.7175	0.9189

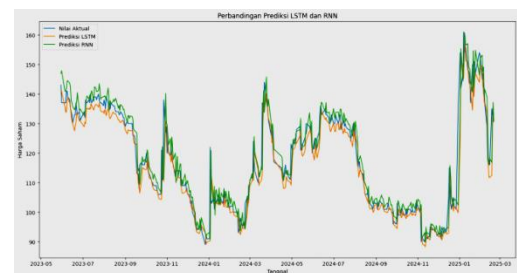
Gambar 7. Model evaluation PT WAPO

Berikut ini adalah visualisasi grafis yang membandingkan LSTM dan RNN,

menunjukkan bahwa model LSTM pada epoch ke-150 menghasilkan prediksi yang paling mendekati nilai aktual dibandingkan dengan model RNN. Hal ini jelas tergambar dalam grafik pada Gambar 8, 9, dan 10, di mana pola prediksi LSTM berjalan hampir paralel dengan data aktual. Hasil prediksi terbaik tersebut digunakan sebagai acuan untuk memprediksi harga saham PT Wahana Pronatural Tbk (WAPO) tahun depan, dan hasilnya menunjukkan tren penurunan harga saham selama tahun depan, seperti yang ditunjukkan oleh garis oranye pada Gambar 11. Sementara itu, prediksi menggunakan model RNN yang direpresentasikan oleh garis hijau, menunjukkan penurunan yang tajam dan tidak realistis.



Gambar 8 . Grafik Prediksi Epoch 50(WAPO)



Gambar 9 . Grafik Prediksi Epoch 100(WAPO)



Gambar 10 . Grafik Prediksi Epoch 150(WAPO)



Gambar 11 . Grafik Prediksi satu tahun kedepan(WAPOO)

3.3 PT.Astra Agro Lestari Tbk(AALI)

Hasil evaluasi model LSTM dan RNN pada Gambar 12, berdasarkan variasi jumlah epoch—50, 100, dan 150—untuk prediksi harga saham PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI), menunjukkan bahwa model LSTM secara konsisten mendemonstrasikan kinerja yang baik di semua epoch. Hasil optimal diperoleh pada epoch ke-150, dengan MAE: 0,1129, MSE: 0,0196, RMSE: 0,1400, dan R²: 0,9597. LSTM mampu mempertahankan akurasi yang konsisten seiring dengan peningkatan jumlah epoch. Sementara itu, model RNN menunjukkan kinerja yang cukup baik pada epoch 50 dan meningkat pada epoch 100 dan 150, namun tetap belum mencapai hasil yang diperoleh model LSTM. Secara keseluruhan, berdasarkan perbandingan evaluasi di ketiga variasi epoch, model LSTM terbukti lebih unggul dibandingkan model RNN, dengan nilai akurasi yang lebih tinggi dan stabilitas kinerja yang lebih baik.

Model	Epoch	MAE	MSE	RMSE	R ²
RNN	50	0.2098	0.0518	0.2275	0.8936
LSTM	50	0.1795	0.0466	0.2139	0.9042
RNN	100	0.1874	0.0418	0.2044	0.9142
LSTM	100	0.1568	0.0331	0.1820	0.9319
RNN	150	0.1299	0.0229	0.1514	0.9529
LSTM	150	0.1129	0.0196	0.1400	0.9597

Gambar 12. Model evaluation PT AALI

Berdasarkan hasil prediksi dan perbandingan antara metode LSTM dan RNN menggunakan data PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI), uji coba 150 epoch dengan model LSTM menghasilkan prediksi yang paling mendekati nilai aktual. Secara konsisten, LSTM menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan RNN pada variasi epoch 50, 100, dan 150. Perbandingan ini divisualisasikan dalam grafik pada Gambar 18, 19, dan 20 di mana garis oranye merepresentasikan prediksi LSTM, garis hijau merepresentasikan prediksi

RNN, dan garis biru menunjukkan nilai aktual. Gambar 21 menyajikan prediksi harga saham satu tahun ke depan untuk PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI), yang berasal dari hasil prediksi dan akurasi terbaik—model LSTM pada epoch 150. Hasilnya menunjukkan tren kenaikan harga saham yang stabil selama tahun depan, sementara model RNN memprediksi tren yang jauh lebih fluktuatif dan tidak realistis.



Gambar 13. Grafik Prediksi Epoch 50(AALI)



Gambar 14. Grafik Prediksi Epoch 100(AALI)



Gambar 15. Grafik Prediksi Epoch 150(AALI)



Gambar 16 . Grafik Prediksi satu tahun kedepan(AALI)

KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian, model LSTM terbukti lebih unggul dibandingkan model RNN dalam memprediksi harga saham sektor pertanian untuk mendukung program swasembada pangan nasional. Di antara ketiga perusahaan yang diuji (PT ANDI, PT WAPO, dan PT AALI), LSTM secara konsisten menghasilkan metrik evaluasi yang lebih baik, dengan akurasi tertinggi yang dicapai pada variasi epoch yang berbeda tergantung pada karakteristik data masing-masing perusahaan.

Model LSTM mempertahankan akurasi tinggi karena kemampuannya menangkap pola data jangka panjang, sementara model RNN kurang stabil ketika menangani data sekuensial yang kompleks. Oleh karena itu, LSTM muncul sebagai model yang paling cocok untuk memprediksi harga saham sektor pertanian dalam penelitian ini. Studi di masa depan dapat meningkatkan akurasi prediksi dengan bereksperimen pada rentang parameter yang lebih luas, menambah jumlah data historis, atau menerapkan model hybrid. Di antara ketiga perusahaan yang dianalisis, PT Andira Agro Tbk (ANDI) mencapai MAE sebesar 2,4608, MSE sebesar 12,4950, RMSE sebesar 3,5348, dan R^2 sebesar 0,9721 menggunakan model LSTM. Untuk PT Wahana Pronatural Tbk (WAPO), LSTM mencatat MAE sebesar 2,5966, MSE sebesar 22,2551, RMSE sebesar 4,7175, dan R^2 sebesar 0,9189. Sementara itu, PT Astra Agro Lestari Tbk (AALI) mencapai MAE sebesar 0,1129, MSE sebesar 0,0196, RMSE sebesar 0,1400, dan R^2 sebesar 0,9597.

Prediksi satu tahun ke depan menunjukkan potensi kenaikan harga saham untuk PT ANDI dan PT AALI. Hasil prediksi ini dapat menjadi referensi berharga bagi investor dalam mengambil keputusan investasi pada perusahaan sektor pertanian. Dengan meningkatnya investasi, perusahaan pertanian dapat meningkatkan produksi, memperbaiki kualitas, dan menjamin ketersediaan pangan, sehingga berkontribusi pada pencapaian tujuan swasembada pangan.

Namun, penting untuk dicatat bahwa prediksi harga saham tidak selalu akurat, karena dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal yang tidak terduga. Oleh karena itu, prediksi ini harus digunakan sebagai salah satu dari beberapa referensi dalam pengambilan

keputusan investasi, disamping analisis fundamental yang mendalam dan pertimbangan kondisi pasar secara keseluruhan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada Universitas Islam Madura dan Fakultas Teknik, serta kepada pembimbing akademik atas bimbingan dan dukungannya selama penelitian ini. Ucapan terima kasih khusus juga disampaikan kepada para pihak yang telah menyediakan dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Setiawan, K. Stefani, Y. J. Shandy, and C. A. F. Patra, "Sistem Analisa Harga Saham Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *Media Inform.*, vol. 21, no. 3, pp. 264–279, 2023, doi: 10.37595/mediainfo.v21i3.159.
- [2] D. Rika Widianita, "No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析Title," *AT-TAWASSUTH J. Ekon. Islam*, vol. VIII, no. I, pp. 1–19, 2023.
- [3] M. Kafil and F. T. Industri, "Penerapan Metode K-Nearest Neighbors," vol. 3, no. 2, pp. 59–66, 2019.
- [4] A. Rosyd, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Penerapan Metode Long Short Term Memory (Lstm) Dalam Memprediksi Harga Saham Pt Bank Central Asia," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 501–506, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8440.
- [5] A. Hanafiah, Y. Arta, H. O. Nasution, and Y. D. Lestari, "Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Saham," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 4, no. 1, pp. 27–33, 2023, doi: 10.47065/bulletincsr.v4i1.321.
- [6] T. Yuhono, C. R. Hassolthine, and R. Sahara, "Prediksi Harga Steel Hot-

- Rolled (Hrc) Dengan Model Recurement Neural Network (Rnn)
Kata kunci: Artificial Neural Network , Recurrent Neural Network, Root Mean Square Propagation, Steel Hot-rolled Coil,” *JEKIN (Jurnal Tek. Inform.,* vol. 4, no. 1, pp. 1–9, 2024.
- [7] N. Selle, N. Yudistira, and C. Dewi, “Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN),” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.,* vol. 9, no. 1, pp. 155–162, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022915585.
- [8] Z. Fathali, Z. Kodia, and L. Ben Said, “Stock Market Prediction of NIFTY 50 Index Applying Machine Learning Techniques,” *Appl. Artif. Intell.,* vol. 36, no. 1, 2022, doi: 10.1080/08839514.2022.2111134.
- [9] R. Al Kiramy, I. Permana, and A. Marsal, “Comparison of RNN and LSTM Algorithm Performance in Predicting the Number of Umrah Pilgrims at PT . Hajar Aswad Perbandingan Performa Algoritma RNN dan LSTM dalam Prediksi Jumlah Jamaah Umrah pada PT . Hajar Aswad,” vol. 4, no. October, pp. 1224–1234, 2024.
- [10] R. Noviananda and A. Juliarto, “Pengaruh Kinerja Keuangan Dan Corporate Governance Terhadap Harga Pasar Saham,” *Diponegoro J. Account.,* vol. 8, no. 4, pp. 1–12, 2019, [Online]. Available: <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/accounting>
- [11] D. I. Puteri, “Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah,” *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.,* vol. 11, no. 1, pp. 35–43, 2023, doi: 10.34312/euler.v11i1.19791.
- [12] G. Budiprasetyo, M. Hani’ah, and D. Z. Aflah, “Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM),” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.,* vol. 8, no. 3, pp. 164–172, 2023, doi: 10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172.
- [13] N. Lubis, M. Z. Siambaton, and R. Aulia, “Implementasi Algoritma Deep Learning pada Aplikasi Speech to Text Online dengan Metode Recurrent Neural Network (RNN),” *sudo J. Tek. Inform.,* vol. 3, no. 3, pp. 113–126, 2024, doi: 10.56211/sudo.v3i3.583.
- [14] N. L. Processing and R. N. Networks, “SisInfo PEMBANGKITAN KALIMAT ILMIAH MENGGUNAKAN RECURRENT SisInfo,” vol. 3, no. 01, pp. 1–10, 2021.
- [15] R. M. S. Adi and S. Sudianto, “Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM),” *Build. Informatics, Technol. Sci.,* vol. 4, no. 2, pp. 1137–1145, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2229.
- [16] J. Cahyani, S. Mujahidin, and T. P. Fiqar, “Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.,* vol. 11, no. 2, p. 346, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57395.
- [17] M. Marwondo and T. Hidayah, “Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) Untuk Prediksi Harga Emas Dunia,” *In Search,* vol. 21, no. 2, pp. 230–239, 2023, doi: 10.37278/insearch.v21i2.600.
- [18] M. N. Wathani, K. Kusriani, and K. Kusnawi, “Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk, Dengan Menggunakan Algoritma Long Shot Term Memory (LSTM),” *Infotek J. Inform. dan Teknol.,* vol. 6, no. 2, pp. 502–512, 2023, doi: 10.29408/jit.v6i2.19824.
- [19] N. Zuzzaifa and S. D. Sancoko, “Implementasi Algoritme Long Short-

-
- Term Memory untuk Prediksi Harga Saham BBKA dan BBRI,” vol. 19, no. 2, pp. 91–97. pp. 21–28, 2023.
- [20] A. R. Wijaya, “Model Prediksi Data Harga Minyak Mentah Dunia Dengan Metode Exponential Smoothing,” *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 12, no. 1,