

PERBANDINGAN KINERJA MODEL LSTM DAN RNN PADA REDIKSI HARGA MINYAK GORENG DI KOTA YOGYAKARTA

Surya Halim

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara,
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
E-mail: surya.535210020@stu.untar.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga minyak goreng menggunakan berbagai konfigurasi unit layer. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa RNN dengan konfigurasi unit layer 64,32,16 pada prediksi harga minyak goreng kemasan bermerk 2 memberikan hasil prediksi terbaik dengan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 190.043, *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 573.453, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.859%. Selain itu, LSTM menunjukkan performa paling optimal pada prediksi harga minyak goreng kemasan bermerk 2 dengan konfigurasi unit layer 32, menghasilkan MAE sebesar 168.233, RMSE sebesar 546.887, dan MAPE sebesar 0.778%. Kedua algoritma memiliki keunggulan masing-masing, tergantung pada konfigurasi dan karakteristik data. Penelitian ini menunjukkan bahwa LSTM lebih cocok untuk prediksi dengan tingkat akurasi sangat tinggi, sementara RNN lebih efektif dalam menangkap pola data tertentu. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pemilihan algoritma dan konfigurasi optimal untuk model prediksi harga komoditas.

Kata kunci— Prediksi Harga, RNN, LSTM, Minyak Goreng

ABSTRACT

This study aims to compare the performance of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) algorithms in predicting cooking oil prices using various unit layer configurations. The experimental results show that RNN, with a 64,32,16-unit layer configuration for predicting the prices of branded cooking oil Brand 2, achieved the best prediction performance, with a Mean Absolute Error (MAE) of 190.043, Root Mean Squared Error (RMSE) of 573.453, and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.859%. Meanwhile, LSTM demonstrated optimal performance in predicting the prices of branded cooking oil Brand 1 with a 32-unit layer configuration, achieving an MAE of 168.233, RMSE of 546.887, and MAPE of 0.778%. Both algorithms have their respective advantages depending on the configuration and data characteristics. This study shows that LSTM is more suitable for highly accurate predictions, while RNN is more effective in capturing specific data patterns. This study provides significant contributions to selecting the optimal algorithm and configuration for commodity price prediction models.

Keywords— Price Prediction, RNN, LSTM, Cooking Oil

1. PENDAHULUAN

Minyak goreng merupakan salah satu kebutuhan pokok yang memiliki peran penting dalam mendukung keberlangsungan kehidupan masyarakat di Indonesia [1]. Selain menjadi bahan dasar dalam aktivitas memasak rumah tangga, minyak goreng juga menjadi bahan utama dalam industri kuliner dan usaha mikro kecil menengah (UMKM) [2]. Di Kota Yogyakarta, minyak goreng memiliki nilai strategis karena mendukung sektor pariwisata yang kaya akan kuliner tradisional dan modern [3]. Stabilitas harga minyak goreng menjadi perhatian khusus karena dampaknya yang signifikan terhadap daya beli masyarakat, keberlanjutan usaha kecil, dan stabilitas sosial ekonomi lokal [4].

Fluktuasi harga minyak goreng sering kali dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal. Di tingkat lokal, harga bahan baku, biaya transportasi, dan distribusi memegang peran utama [5]. Sementara itu, di tingkat global, harga minyak sawit mentah, yang menjadi bahan utama minyak

goreng, juga dipengaruhi oleh kebijakan perdagangan, perubahan iklim, serta kondisi pasar internasional [6]. Faktor-faktor ini menambah kompleksitas dinamika harga minyak goreng, sehingga memerlukan pendekatan analisis yang lebih terstruktur untuk memahami pola-pola yang ada [7].

Perubahan pola konsumsi masyarakat juga berperan dalam menentukan harga komoditas ini [8]. Meningkatnya populasi dan pola makan yang beragam di Yogyakarta menciptakan tekanan terhadap permintaan minyak goreng [9]. Di sisi lain, kebijakan pemerintah, seperti subsidi harga atau pengaturan ekspor minyak sawit mentah, turut memengaruhi kestabilan harga di pasar domestik [10]. Dalam beberapa dekade terakhir, pendekatan tradisional untuk memahami fluktuasi harga komoditas sering kali terbatas pada survei pasar atau analisis statistik sederhana [11]. Pendekatan ini, meskipun bermanfaat, memiliki kelemahan dalam menangkap kompleksitas hubungan antar variabel yang memengaruhi harga minyak goreng [12]. Oleh karena itu, studi berbasis data dan analisis yang lebih canggih semakin dibutuhkan untuk memahami pola fluktuasi harga yang dinamis dan multidimensional [13].

Dengan perkembangan teknologi data dan kecerdasan buatan, muncul pendekatan baru yang lebih adaptif untuk mengolah data deret waktu. Model pembelajaran mesin, seperti jaringan saraf tiruan (*neural networks*), hal ini telah menarik perhatian luas karena kemampuannya dalam memahami pola data yang kompleks dan dinamis [14]. Pendekatan ini memungkinkan analisis yang lebih mendalam terhadap hubungan antar variabel, sekaligus memberikan kemampuan prediktif yang lebih tinggi. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat ditemukan wawasan baru yang dapat mendukung pengambilan kebijakan strategis, baik oleh pemerintah maupun pelaku usaha, untuk menjaga stabilitas harga minyak goreng di Kota Yogyakarta. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk memberikan kontribusi pada literatur terkait dinamika harga komoditas strategis di Indonesia

Recurrent Neural Network (RNN) adalah salah satu algoritma deep learning yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan [15]. Berbeda dengan model *Artificial Neural Network* (ANN), RNN memiliki mekanisme memori internal yang memungkinkan model ini untuk menyimpan informasi dari data sebelumnya. Kemampuan ini menjadikan RNN unggul dalam mengenali pola atau hubungan jangka pendek dalam data, seperti urutan kata dalam kalimat atau perubahan nilai dalam data waktu. Namun, RNN memiliki keterbatasan dalam menangani hubungan jangka panjang akibat permasalahan *vanishing gradient*, di mana informasi dari data sebelumnya dapat hilang seiring bertambahnya panjang urutan data. Untuk mengatasi keterbatasan ini, dikembangkanlah *Long Short-Term Memory* (LSTM), sebuah arsitektur lanjutan dari RNN. LSTM dirancang dengan unit memori khusus yang terdiri dari tiga gerbang utama, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Ketiga gerbang ini bekerja secara terkoordinasi untuk mengontrol aliran informasi yang akan disimpan, dilupakan, atau dikeluarkan [16].

“Prediksi Harga Komoditas Strategis di Indonesia”, penelitian yang dilakukan yaitu mengevaluasi LSTM untuk prediksi harga komoditas strategis di Indonesia, termasuk minyak goreng. Model ini menunjukkan RMSE sebesar 0.85 dan MAE sebesar 0.68 pada data uji. Hasil ini lebih baik dibandingkan RNN, yang mencatat RMSE sebesar 1.12 dan MAE sebesar 0.89, menunjukkan keunggulan LSTM dalam menangkap pola musiman dan anomali harga [17]. “*Forecasting Oil Production Flowrate Based on an Improved Backpropagation High-Order Neural Network with Empirical Mode Decomposition*”, pada penelitian ini menggunakan LSTM untuk memprediksi harga minyak mentah. Dengan dataset harian selama 5 tahun, model LSTM menghasilkan MAPE sebesar 2.45%, sedangkan RNN menghasilkan MAPE sebesar 3.87%. Keunggulan ini menunjukkan bahwa LSTM lebih mampu mengatasi fluktuasi harga yang tinggi dalam data minyak mentah [18].

“*Prediction of Oil Palm Production Using Recurrent Neural Network Long Short-Term Memory* (RNN-LSTM)”, pada penelitian ini menggunakan LSTM dan RNN untuk memprediksi produksi minyak kelapa sawit di Indonesia. Evaluasi menunjukkan bahwa LSTM mencatat RMSE sebesar 0.78 dibandingkan dengan RNN yang mencatat RMSE sebesar 1.10. Hal ini mengindikasikan

kemampuan LSTM yang lebih baik dalam menangkap pola jangka panjang dalam data [19]. “*BUMI Stock Price Prediction Using Long Short-Term Memory (LSTM) with Three Hyper parameter Tuning Regression*”, pada penelitian ini, peneliti mengevaluasi kombinasi LSTM dengan metode pengurangan noise seperti *Wavelet Transform*. Kombinasi ini menghasilkan RMSE sebesar 0.62, dibandingkan dengan LSTM saja (RMSE sebesar 0.91) dan RNN (RMSE sebesar 1.30). Pendekatan ini menunjukkan bahwa *preprocessing* data dapat meningkatkan akurasi model [20].

“*Long Short-Term Memory Neural Network Model for Time Series Forecasting: Case Study of Forecasting IHSG during Covid-19 Outbreak*”, pada penelitian ini, peneliti membandingkan model LSTM dan metode regresi linier dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) [21]. LSTM mencatat MAE sebesar 0.89% dan MAPE sebesar 2.76%, jauh lebih rendah dibandingkan dengan regresi linier yang mencatat MAPE sebesar 4.13%. Penelitian ini menekankan pentingnya penggunaan LSTM untuk menangani volatilitas data saham.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan untuk membandingkan kinerja model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam memprediksi harga minyak goreng di Kota Yogyakarta. Proses penelitian mencakup empat tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pemrosesan data, penerapan model, dan evaluasi model, yang dijelaskan secara rinci sebagai berikut.

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari <https://www.bi.go.id/hargapangan/TabelHarga/PasarModernDaerah>. Dataset tersebut mencakup informasi mengenai harga minyak goreng, harga minyak goreng kemasan bermerk 1, dan harga minyak goreng kemasan bermerk 2.

2.2 Pemrosesan Data

Data harga minyak goreng yang dikumpulkan menunjukkan adanya pola musiman yang disertai fluktuasi harga yang cukup signifikan. Namun, data ini memiliki beberapa kendala, salah satunya adalah adanya nilai yang hilang (*missing values*) yang dapat memengaruhi akurasi prediksi. Untuk mengatasi masalah tersebut, dilakukan proses imputasi menggunakan metode rata-rata. Metode ini dipilih karena kesederhanaannya dan kemampuannya dalam meminimalkan kesalahan prediksi yang disebabkan oleh data yang hilang. Selanjutnya, data tersebut dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 untuk memastikan skala nilai yang konsisten, sehingga mempermudah model dalam mempelajari pola yang ada secara lebih efektif.

2.3 Penerapan Model

Pada penelitian ini, algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) diterapkan untuk memprediksi harga minyak goreng berdasarkan data yang telah diproses sebelumnya. Berikut ini merupakan penjelasan rinci mengenai kedua algoritma tersebut

2.3.1 Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM adalah salah satu model deep learning yang paling umum digunakan karena kemampuannya yang kuat dalam memproses data berurutan dalam jangka panjang. Inti dari model LSTM adalah unit LSTM, yang terdiri dari tiga mekanisme gerbang dan sebuah unit memori, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate* [22]. Berikut ini merupakan persamaan dari model LSTM.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$C_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times C \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \tanh(C_t) \quad (6)$$

2.3.2 Recurremt Neural Network (RNN)

Model *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah bentuk lanjutan dari model *Artificial Neural Network* (ANN) yang dirancang khusus untuk mengolah data berurutan, seperti teks dalam bentuk kata atau kalimat. Salah satu keunggulan utama RNN adalah kemampuannya untuk menyimpan informasi, sehingga memungkinkan model ini memanfaatkan informasi dari data sebelumnya dalam proses pembelajarannya [23]. Berikut ini merupakan rumus dari RNN.

$$h_t = f(W_{hh} \cdot h_{t-1} + W_{xh} \cdot x_t + b_h) \quad (7)$$

2.4 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja model prediksi dalam memproses data dan memberikan hasil yang sesuai dengan target yang diharapkan. Pada penelitian ini, evaluasi model prediksi harga minyak goreng dilakukan menggunakan tiga evaluasi metrik utama, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2.4.1 Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) merupakan sebuah evaluasi model yang digunakan untuk mengukur akurasi model prediksi [24]. MAE menghitung rata-rata perbedaan absolut antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Rumus dari MAE yaitu sebagai berikut.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

Dengan:

$\hat{y}_i$ = Nilai Prediksi

y_i = Nilai aktual

n = Jumlah data

2.4.2 Root Square Mean Error

Root Mean Square Error (RMSE) adalah metrik evaluasi yang umum digunakan untuk mengukur seberapa besar perbedaan antara nilai prediksi dari suatu model dengan nilai aktual yang diamati [25]. Berikut ini merupakan rumus dari RMSE.

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{(Y' - Y)^2}{n}} \quad (9)$$

Dengan:

Y' = Nilai Prediksi

Y = Nilai aktual

n = Jumlah data

2.4.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah salah satu metrik evaluasi yang sering digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dalam model prediksi [26]. MAPE menghitung rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual, sehingga memberikan gambaran seberapa besar kesalahan model dibandingkan dengan nilai sebenarnya. Berikut ini merupakan rumus dari evaluasi metrik MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (10)$$

Dengan:

$\hat{y}_i$ = Nilai Prediksi

y_i = Nilai aktual

n = Jumlah data

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam memprediksi harga minyak goreng di Kota Yogyakarta. Pembahasan hasil dimulai dari analisis data, pemrosesan, penerapan model, hingga evaluasi kinerja model.

Pada tahap awal, data harga minyak goreng yang dikumpulkan menunjukkan adanya pola musiman dengan fluktuasi harga yang signifikan. Data ini mengalami beberapa kendala seperti nilai yang hilang (*missing values*) yang berpotensi mengganggu akurasi prediksi. Untuk mengatasi hal ini, dilakukan imputasi menggunakan metode rata-rata. Pendekatan ini dipilih karena sifatnya yang sederhana namun efektif dalam mengurangi kesalahan dalam memprediksi akibat data yang hilang. Setelah itu, data dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 untuk memastikan skala yang seragam, sehingga model dapat mempelajari pola dengan lebih baik.

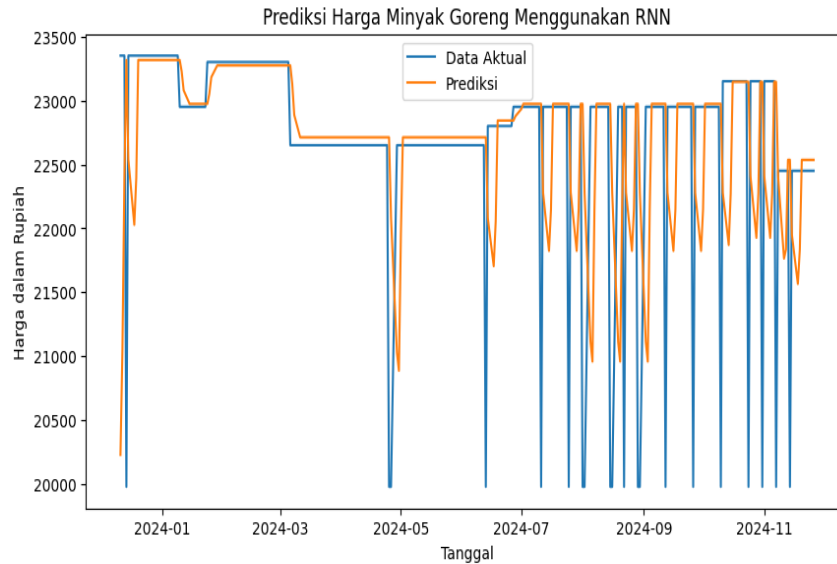
Kemudian, data yang telah diproses dibagi menjadi dua subset, yaitu data pelatihan 80% dan data pengujian 20%. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sementara data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa prediksi. Dua model utama, yaitu LSTM dan RNN, diterapkan pada dataset ini. Model LSTM diatur dengan parameter seperti jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi, dropout untuk mencegah *overfitting*, dan fungsi aktivasi. Sementara itu, model RNN diimplementasikan dengan arsitektur dasar tanpa mekanisme memori jangka panjang yang menjadi ciri khas LSTM.

Tabel 1 Hasil Evaluasi Model LSTM dan RNN Pada Harga Minyak Goreng

Eksperimen	Unit Layer	Algoritma	MAE	RMSE	MAPE
1	64,32,16	LSTM	1255.547	1388.774	5.570%
		RNN	638.535	1013.553	2.939%
2	32,16,8	LSTM	651.073	1063.266	2.998%
		RNN	615.032	1028.838	2.836%
3	64,32	LSTM	543.078	988.074	2.503%
		RNN	822.572	1074.947	3.699%
4	32,16	LSTM	788.306	1073.196	3.559%
		RNN	698.696	1019.258	3.170%
5	16,8	LSTM	553.285	1001.819	2.549%
		RNN	483.074	974.773	2.250%
6	128	LSTM	648.998	1004.559	2.948%
		RNN	447.769	976.360	2.081%
7	64	LSTM	530.017	981.343	2.435%
		RNN	685.485	1026.123	3.104%
8	32	LSTM	621.829	967.543	2.831%
		RNN	1226.175	1313.003	5.428%
9	16	LSTM	461.469	967.639	2.142%
		RNN	2046.761	2109.313	8.958%
10	8	LSTM	1845.315	1901.392	8.089%
		RNN	457.621	950.713	2.126%

Berdasarkan hasil eksperimen pada Tabel 1, algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) menunjukkan performa terbaik pada konfigurasi *unit layer* 16,8 yang diuji pada eksperimen 5. Pada konfigurasi ini, RNN berhasil mencapai tingkat akurasi yang sangat baik dengan nilai evaluasi MAE

sebesar 483.074, RMSE sebesar 974.773, dan MAPE sebesar 2.250%. Hasil ini menandakan bahwa RNN mampu mempelajari pola data dengan lebih efektif pada prediksi harga minyak goreng. Grafik hasil prediksi harga minyak goreng dengan menggunakan RNN *unit layer* 16,8 dapat dilihat pada Gambar 1.

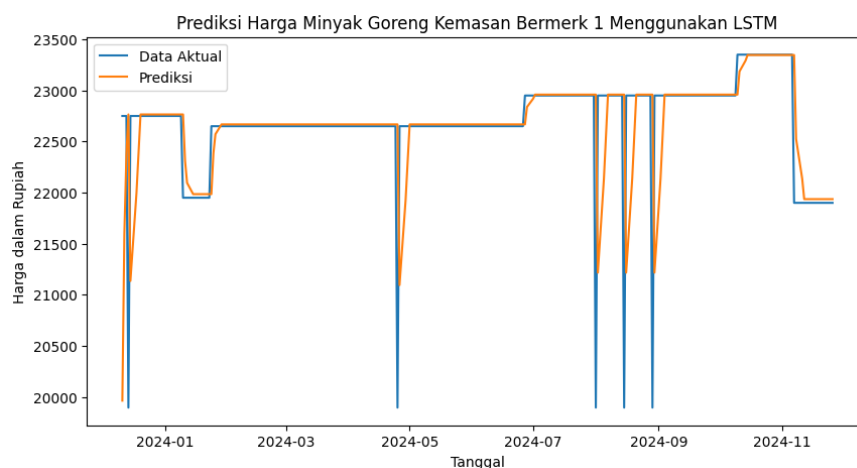


Gambar 1 Grafik Prediksi Harga Minyak Goreng Dengan Menggunakan RNN Unit Layer 168

Tabel 2 Hasil Evaluasi Model LSTM dan RNN Pada Harga Minyak Goreng Kemasan Bermerk 1

Eksperimen	Unit Layer	Algoritma	MAE	RMSE	MAPE
1	64,32,16	LSTM	732.591	847.542	3.249%
		RNN	285.207	564.936	1.296%
2	32,16,8	LSTM	684.493	809.908	3.039%
		RNN	395.577	617.953	1.783%
3	64,32	LSTM	191.706	554.273	0.882%
		RNN	352.558	588.086	1.584%
4	32,16	LSTM	332.375	583.355	1.504%
		RNN	312.166	572.002	1.407%
5	16,8	LSTM	187.526	561.194	0.862%
		RNN	204.252	549.596	0.938%
6	128	LSTM	224.036	556.950	1.025%
		RNN	225.904	561.930	1.033%
7	64	LSTM	351.128	591.344	1.578%
		RNN	219.894	549.927	1.007%
8	32	LSTM	168.233	546.887	0.778%
		RNN	192.500	538.931	0.882%
9	16	LSTM	1347.498	1376.053	5.938%
		RNN	2715.907	2756.613	11.933%
10	8	LSTM	1914.982	1938.407	8.424%
		RNN	935.099	996.787	4.132%

Berdasarkan hasil eksperimen pada Tabel 2, algoritma LSTM (*Long Short-Term Memory*) menunjukkan performa terbaik pada eksperimen 8, dengan konfigurasi *unit layer* 32. Pada konfigurasi ini, LSTM memberikan hasil prediksi dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah, menghasilkan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 168.233, *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 546.887, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.778%. Nilai MAPE yang sangat kecil, di bawah 1%, mengindikasikan bahwa prediksi yang dihasilkan oleh model sangat akurat dan memiliki deviasi yang minimal terhadap nilai aktual. Berikut ini merupakan grafik hasil prediksi harga minyak goreng kemasan bermerk 1 menggunakan LSTM dengan *unit layer* 32

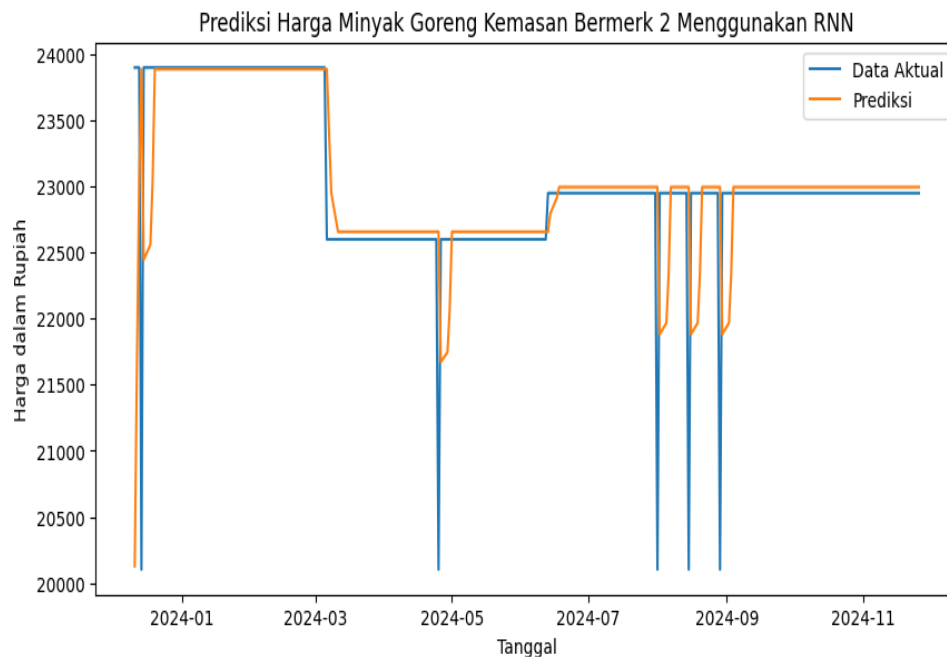


Gambar 1 Grafik Prediksi Harga Minyak Goreng Kemasan Bermerk 1 menggunakan LSTM

Tabel 3 Hasil Evaluasi Model LSTM dan RNN Pada Harga Minyak Goreng Kemasan Bermerk 2

Eksperimen	Unit Layer	Algoritma	MAE	RMSE	MAPE
1	64,32,16	LSTM	334.123	620.626	1.487%
		RNN	190.043	573.453	0.859%
2	32,16,8	LSTM	505.293	716.172	2.216%
		RNN	447.442	661.378	1.980%
3	64,32	LSTM	723.677	848.922	3.160%
		RNN	227.002	571.181	1.022%
4	32,16	LSTM	318.132	620.489	1.409%
		RNN	353.443	625.599	1.561%
5	16,8	LSTM	252.120	601.409	1.123%
		RNN	253.392	585.438	1.128%
6	128	LSTM	235.361	583.924	1.052%
		RNN	227.413	589.860	1.023%
7	64	LSTM	269.897	590.218	1.201%
		RNN	385.786	643.186	1.701%
8	32	LSTM	1232.567	1278.260	5.347%
		RNN	1654.237	1691.286	7.163%
9	16	LSTM	302.485	596.323	1.341%
		RNN	297.961	588.986	1.318%
10	8	LSTM	2749.642	2802.052	11.884%
		RNN	1191.290	1242.741	5.167%

Berdasarkan hasil eksperimen pada Tabel 3, algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) menunjukkan performa terbaik pada eksperimen 1, dengan konfigurasi *unit layer* 64.32,16. Pada konfigurasi ini, RNN memberikan hasil prediksi yang sangat akurat, dengan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 190.043, *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 573.453, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.859%. Nilai MAPE yang sangat rendah, kurang dari 1%, menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan oleh model RNN sangat mendekati nilai aktual, baik dalam hal nilai absolut maupun persentase. Berikut ini merupakan grafik hasil prediksi harga minyak goreng kemasan bermerk 2 menggunakan RNN dengan *unit layer* 64.32,16.



Gambar 3 Grafik Prediksi Harga Minyak Goreng Kemasan Bermerk 2 RNN

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan pada pengujian masing-masing algoritma, yaitu *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), menunjukkan performa terbaik pada konfigurasi *unit layer* tertentu. Performa terbaik dicapai dengan nilai evaluasi yang berbeda, yang menunjukkan bahwa efektivitas algoritma bergantung pada konfigurasi model serta karakteristik data. RNN menunjukkan performa terbaik pada prediksi harga minyak goreng, dengan nilai evaluasi MAE sebesar 483.074, RMSE sebesar 974.773, dan MAPE sebesar 2.250%. LSTM memberikan performa terbaik pada prediksi harga minyak goreng kemasan bermerk, dengan nilai evaluasi MAE sebesar 168.233, RMSE sebesar 546.887, dan MAPE sebesar 0.778%. RNN juga menunjukkan performa terbaik dengan konfigurasi unit layer 64.32,16 pada prediksi harga minyak goreng kemasan bermerk 2, model ini menghasilkan nilai evaluasi MAE sebesar 190.043, RMSE sebesar 573.453, dan MAPE sebesar 0.859%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Nugroho and P. G. Salsabila, "Analisis Fenomena Harga Minyak Goreng di Indonesia dan Dampaknya terhadap Sektor Penyediaan Makan Minum," *Seminar Nasional Official Statistics*, vol. 2022, no. 1, 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat. v2022i1.1209.
- [2] D. S. Pratiwi, F. Arkusi, and K. H. J. Wardani, "ANALISIS FAKTOR – FAKTOR YANG MENYEBABKAN KELANGKAAN MINYAK GORENG INDONESIA TAHUN 2022," *JURNAL ECONOMINA*, vol. 2, no. 12, 2023, doi: 10.55681/economina. v2i12.1061.

- [3] D. Kusnanda and A. A. Permana, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Harga Minyak Goreng Pada Twitter," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 12, no. 1, 2023, doi: 10.33395/jmp. v12i1.12326.
- [4] L. R. Dewi, "Dampak Kenaikan Harga Minyak Goreng Bagi Pedagang Kecil," *Journal of Economics and Social Sciences (JESS)*, vol. 1, no. 2, 2022, doi: 10.59525/jess. v1i2.117.
- [5] E. Setiawati, "ANALISIS DAMPAK KEBIJAKAN SATU HARGA MINYAK GORENG TERHADAP KESEIMBANGAN PASAR DAN SURPLUS EKONOMI," *Jurnal Ekonomika: Manajemen, Akuntansi, dan Perbankan Syari'ah*, vol. 11, no. 2, 2022, doi: 10.24903/je. v11i2.1573
- [6] J. Cahyani, S. Mujahidin, and T. P. Fiqar, "Implementasi Metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 11, no. 2, 2023, doi: 10.26418/justin. v11i2.57395.
- [7] Muhammad Arif, Rahmi Hidayati, and Nur Azmi, "IMPLIKASI KENAikan HARGA MINYAK GORENG TERHADAP USAHA MIKRO DI KECAMATAN KALIDONI KOTA PALEMBANG," *Journal of Scientech Research and Development*, vol. 5, no. 2, 2024, doi: 10.56670/jsrd. v5i2.264.
- [8] A. N. Andriana and C. Wulandari, "DINAMIKA HARGA MINYAK GORENG SERTA DAMPAKNYA TERHADAP PENGUKURAN STANDAR KUALITAS PRODUK," *EKUITAS (Jurnal Ekonomi dan Keuangan)*, vol. 7, no. 1, 2023, doi: 10.24034/j25485024.y2023.v7. i1.5186
- [9] E. D. Lewaherilla, "Dampak Kenaikan Harga Minyak Goreng Terhadap Usaha Gorengan," *Musamus Journal of Economics Development*, vol. 5, no. 2, 2023, doi: 10.35724/feb. v5i2.5375.
- [10] M. A. Sholeh, "PERBANDINGAN MODEL LSTM DAN GRU UNTUK MEMPREDIKSI HARGA MINYAK GORENG DI INDONESIA," *EDUSAINTEK: Jurnal Pendidikan, Sains dan Teknologi*, vol. 9, no. 3, 2022, doi: 10.47668/edusaintek. v9i3.593.
- [11] F. Fahrudin, A. Jufri, and M. N. Kamil, "Analisis Kenaikan Harga Minyak Goreng Terhadap Pola Produksi Untuk Meningkatkan Pendapatan UMKM," *Jurnal Akuntansi, Manajemen dan Ekonomi*, vol. 1, no. 2, 2022, doi: 10.56248/jamane. v1i2.28.
- [12] Annisa Fitri, Fadila Margasaty, Kusmaria, Rini Desfaryani, and Vivi Utami Dewi, "PERAMALAN HARGA MINYAK GORENG DI TENGAH PANDEMI COVID-19 KOTA BANDAR LAMPUNG," *dwijenAGRO*, vol. 10, no. 1, 2020, doi: 10.46650/dwijenagro.10.1.859.21-26.
- [13] M. A. Zen, S. Wahyuningsih, and A. T. R. Dani, "Aplikasi Pendekatan Agglomerative Hierarchical Time Series Clustering untuk Peramalan Data Harga Minyak Goreng di Indonesia," *Seminar Nasional Official Statistics*, vol. 2022, no. 1, 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat. v2022i1.1394.
- [14] L. S. Hasibuan and Y. Novialdi, "Prediksi Harga Minyak Goreng Curah dan Kemasan Menggunakan Algoritme Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika*, vol. 9, no. 2, 2022, doi: 10.29244/jika.9.2.149-157.
- [15] I. Amalou, N. Mouhni, and A. Abdali, "Multivariate time series prediction by RNN architectures for energy consumption forecasting," *Energy Reports*, vol. 8, 2022, doi: 10.1016/j.egyr.2022.07.139.
- [16] T. Luo, D. Chang, and Z. Xu, "Research on Apparel Retail Sales Forecasting Based on xDeepFM-LSTM Combined Forecasting Model," *Information (Switzerland)*, vol. 13, no. 10, 2022, doi: 10.3390/info13100497.
- [17] H. Jayadianti, V. A. Permadi, and P. Partoyo, "LSTM forecast of volatile national strategic food commodities," *JURNAL INFOTEL*, vol. 15, no. 4, 2023, doi: 10.20895/infotel. v15i4.1037
- [18] N. Prasetyo, N. A. Setiawan, and T. B. Adj, "Forecasting Oil Production Flowrate Based on an Improved Backpropagation High-Order Neural Network with Empirical Mode Decomposition," *Processes*, vol. 10, no. 6, 2022, doi: 10.3390/pr10061137.
- [19] M. Syarovy *et al.*, "Prediction of Oil Palm Production Using Recurrent Neural Network Long Short-Term Memory (RNN-LSTM)," 2023. doi: 10.2991/978-94-6463-122-7_6.
- [20] H. Hartono, "BUMI Stock Price Prediction Using Long Short-Term Memory (LSTM) with Three Hyperparameter Tuning Regression," *Quantitative Economics and Management Studies*, vol. 3, no. 6, 2022, doi: 10.35877/454ri.qems1118.
- [21] R. A. Andhika Viadinugroho and D. Rosadi, "Long Short-Term Memory Neural Network Model for Time Series Forecasting: Case Study of Forecasting IHSG during Covid-19 Outbreak," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1863/1/012016.
- [22] J. Luo and Y. Gong, "Air pollutant prediction based on ARIMA-WOA-LSTM model," *Atmos Pollut Res*, vol. 14, no. 6, 2023, doi: 10.1016/j.apr.2023.101761.
- [23] A. Nilsen, "Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.21009/jsa.06113.
- [24] D. Ardiansyah, "PERBANDINGAN MODEL PREDIKSI RADIASI MATAHARI BERBASIS MESIN PEMBELAJARAN PADA STASIUN METEOROLOGI FATMAWATI SOEKARNO BENGKULU," *Megasains*, vol. 14, no. 1, 2023, doi: 10.46824/megasains. v14i1.129

- [25] S. Tri Wijaya, I. Hartami Santi, and Z. Wulansari, "PENERAPAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK PREDIKSI HARGA JAGUNG DENGAN PENGUJIAN RMSE," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 2, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.7391.
- [26] B. G. Prianda and E. Widodo, "PERBANDINGAN METODE SEASONAL ARIMA DAN EXTREME LEARNING MACHINE PADA PERAMALAN JUMLAH WISATAWAN MANCANEGARA KE BALI," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 15, no. 4, 2021, doi: 10.30598/barekengvol15iss4pp639-650.