Prismatika: Jurnal Pendidikan dan Riset Matematika Vol. 8 No. 1 (2025)
p-ISSN: 2654-6140, e-ISSN: 2656-4181
DOI: https://doi.org/10.33503/prismatika.v8i1.2138

PREDIKSI HARGA TANDAN BUAH SEGAR KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN MODEL *GATED RECURRENT UNIT* DI PROVINSI JAMBI

Juniasti Gulo[1]*, Sherli Yurinanda[2], Corry Sormin[3]
[1,2,3] Universitas Jambi, Jambi, Indonesia
jnastigulo@gmail.com[1*], sherliyurinanda@unja.ac.id[2],
corry.sormin@unja.ac.id[3]

Abstrak

Kelapa sawit merupakan komoditas unggulan yang berperan strategis dalam sektor pertanian Indonesia. Provinsi Jambi menjadi salah satu daerah penghasil utama tandan buah segar (TBS) kelapa sawit dan menjadi bahan baku minyak sawit. Meskipun produksinya tinggi dan permintaan global terus meningkat, harga TBS cenderung berfluktuasi sehingga menimbulkan ketidakpastian pendapatan bagi petani maupun pelaku industri. Fluktuasi ini dipengaruhi berbagai faktor dan memerlukan pendekatan pemodelan yang mampu menangkap pola historis data yang bersifat deret waktu, non-linier, serta fluktuatif. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model Gated Recurrent Unit (GRU) dalam memprediksi harga TBS kelapa sawit di Provinsi Jambi. GRU dipilih karena efektif dalam mengolah data sekuensial dan mempertahankan informasi jangka panjang melalui mekanisme update gate dan reset gate. Data yang digunakan berupa harga harian TBS selama tiga tahun terakhir. Proses penelitian meliputi tahap preprocessing, normalisasi dengan min-max scaler, pembagian data (80% latih dan 20% uji), pelatihan dengan berbagai kombinasi hyperparameter, serta evaluasi menggunakan Mean Squared Error (MSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa GRU mampu mengenali pola historis harga TBS secara baik. Konfigurasi terbaik diperoleh pada learning rate 0,01; hidden size 128; batch size 16; window size 5; dan epoch 100. Model menghasilkan MSE 0,0418 pada data latih dan MAPE 12,82% untuk prediksi 50 hari ke depan. Nilai ini menunjukkan akurasi yang cukup baik sehingga model GRU layak digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan berbasis data guna mendukung stabilitas harga dan perencanaan usaha perkebunan di Provinsi Jambi.

Kata kunci: Deret waktu, *gated recurrent unit*, kelapa sawit, prediksi

Abstract

Oil palm is a leading commodity that plays a strategic role in Indonesia's agricultural sector. Jambi Province is one of the main producers of fresh fruit bunches (FFB) is the main harvest product of oil palm. Although production levels are high and global demand continues to increase, FFB prices tend to fluctuate, creating income uncertainty for both farmers and industry players. These fluctuations are influenced by various factors and require a modeling approach

Dikirim : 21 Agustus 2025, **Diterima** : 20 Oktober 2025, **Diterbitkan** : 30 November 2025

capable of capturing historical patterns in time series data that are nonlinear and volatile. This study aims to apply the Gated Recurrent Unit (GRU) model to predict oil palm FFB prices in Jambi Province. GRU is selected because it is effective in processing sequential data and retaining long-term information through its update gate and reset gate mechanisms. The data used consist of daily FFB prices over the past three years. The research process includes preprocessing, normalization using the min–max scaler, data splitting (80% training and 20% testing), model training with various hyperparameter combinations, and evaluation using Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results show that the GRU model successfully captures the historical patterns of FFB prices. The best configuration was obtained with a learning rate of 0.01, hidden size of 128, batch size of 16, window size of 5, and 100 epochs. The model achieved an MSE of 0.0418 on the training data and a MAPE of 12.82% for the 50-day forecast. These values indicate a good level of accuracy, suggesting that the GRU model is suitable as a data-driven decision support tool to enhance price stability and assist plantation business planning in Jambi Province.

Keywords: Time series, gated recurrent unit, palm oil, prediction

PENDAHULUAN

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas unggulan Indonesia yang memiliki peran strategis dalam subsektor perkebunan (Riyono, 2022). Tanaman ini mampu menghasilkan minyak nabati dengan biaya produksi yang relatif efisien, yaitu sekitar Rp9,7 juta per hektar per tahun, dengan nilai produksi mencapai Rp17 juta (Badan Pusat Statistik, 2022). Indonesia bahkan menjadi penghasil utama minyak sawit dunia dengan kontribusi lebih dari 50% terhadap total produksi global (Kementerian Pertanian, 2022).

Tingkat daerah, Provinsi Jambi menjadi salah satu sentra utama penghasil tandan buah segar (TBS). Tandan buah segar (TBS) merupakan hasil panen utama tanaman kelapa sawit yang berbentuk tandan besar berisi ribuan buah sawit kecil yang masih menempel kuat pada tangkainya, dan menjadi bahan baku utama untuk diolah menjadi minyak sawit mentah (*Crude Palm Oil*) serta minyak inti sawit (*Palm Kernel Oil*) (Thoharudin et al., 2020). Berdasarkan data Direktorat Jenderal Pertanian, (2020), produksi TBS di provinsi tersebut, yang menegaskan perannya dalam mendukung industri kelapa sawit nasional. Namun, di balik kontribusi besar tersebut, terdapat tantangan signifikan berupa fluktuasi harga TBS yang tidak stabil (Dinas Perkebunan, 2022). Ketidakpastian harga ini berdampak langsung terhadap pendapatan petani dan pelaku industri, mengingat sebagian besar masyarakat bergantung pada komoditas ini sebagai sumber penghasilan utama (Sinaga & Sinaga, 2025). Data di Provinsi Jambi menunjukkan harga

TBS dapat berubah secara cepat dalam waktu singkat, misalnya pada Januari 2024 harga tercatat Rp2.841/kg, kemudian naik menjadi Rp3.131/kg, dan kembali meningkat hingga Rp3.618/kg (Bappebti, 2024). Perubahan ini menunjukkan bahwa harga TBS bersifat fluktuatif, non-linier, dan memiliki variansi besar. Karakteristik tersebut menandakan bahwa harga TBS membentuk deret waktu (time series) dengan pola tren, musiman, dan siklus yang kompleks (Wei, 2006).

Karakteristik tersebut menuntut adanya metode pemodelan yang tidak hanya mampu mengenali hubungan non-linier, tetapi juga memiliki kemampuan untuk menangkap ketergantungan temporal yang melekat pada data deret waktu (Goodfellow et al., 2016). Dalam konteks ini, metode konvensional seperti regresi linier atau model autoregresif seringkali kurang memadai karena keterbatasannya dalam menangani pola data yang kompleks dan dinamis (Nurmani et al., 2021). Salah satu pendekatan yang lebih relevan adalah *Gated Recurrent Unit* (GRU), yaitu varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dikembangkan untuk mengatasi kelemahan model RNN tradisional, terutama terkait masalah *vanishing gradient* dan kesulitan dalam mempertahankan informasi jangka panjang (Chung et al., 2014). GRU bekerja dengan memanfaatkan mekanisme *update gate* dan *reset gate* yang memungkinkan jaringan secara adaptif menentukan informasi mana yang perlu disimpan atau dilupakan, sehingga menjadikannya lebih efisien dalam memproses data sekuensial dengan ketergantungan jangka panjang (Bengio, 2012). GRU terbukti efektif untuk memodelkan data yang fluktuatif dan dinamis, sebagaimana ditunjukkan dalam penelitian Prayogi et al. (2024) pada prediksi harga saham, Wardana (2020) pada peramalan jumlah penumpang kereta api, serta Aulia et al. (2021) dalam prediksi harga kelapa sawit, yang semuanya menghasilkan tingkat akurasi tinggi.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berfokus pada penerapan GRU untuk memprediksi harga TBS kelapa sawit di Provinsi Jambi dengan menggunakan data historis harian tiga tahun terakhir. Penelitian ini bertujuan untuk menilai kinerja GRU dalam mengenali pola harga TBS serta mengukur tingkat akurasinya untuk prediksi 50 hari ke depan. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengambilan keputusan berbasis data guna mendukung stabilitas harga dan perencanaan usaha perkebunan kelapa sawit.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain prediktif berbasis time series. Analisis time series adalah analisis statistik yang digunakan untuk memproses data pengamatan yang disusun dalam urutan waktu yang biasanya diterapkan untuk memprediksi data pengamatan di periode mendatang (Wei, 2006). Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa harga harian tandan buah segar (TBS) kelapa sawit di Provinsi Jambi selama periode Januari 2022 hingga Desember 2024 dengan total 715 observasi. Data diperoleh dari Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi (Bappebti) melalui laman resmi. Variabel penelitian adalah harga TBS kelapa sawit per hari dalam satuan rupiah yang tersusun sebagai data deret waktu.

Tahapan penelitian dimulai dari perumusan masalah terkait fluktuasi harga TBS, dilanjutkan dengan pengumpulan data sekunder dari sumber resmi. Data yang diperoleh kemudian diproses melalui tahapan pra-pemrosesan untuk mengatasi data kosong, duplikat, atau ketidaksesuaian. Setelah itu, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Proses normalisasi dilakukan dengan metode min-max scaler agar data berada dalam rentang 0 hingga 1, sehingga mempermudah model dalam melakukan perhitungan numerik. Metode min-max scaler dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$i_t = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

dengan i_t data hasil normalisasi, x_i data aktual ke-*I*, x_{min} data aktual terkecil dan x_{max} data aktual terbesar.

Model yang digunakan adalah *Gated Recurrent Unit* (GRU), yang terdiri atas mekanisme internal berupa reset gate, update gate, kandidat hidden state, dan hidden state baru. Pembentukan model dilakukan dengan menguji berbagai kombinasi hyperparameter, meliputi learning rate (0,001; 0,01; 0,1), hidden size (32, 64, 128), jumlah epoch (50, 100, 150), batch size (16, 32, 64), serta window size (2, 3, 5, 7). Kombinasi terbaik ditentukan berdasarkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terendah pada data latih. Formula MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \sum_{t=1}^{n} \frac{(X_t - F_t)}{n}$$

dengan X_t harga TBS kelapa sawit pada periode ke-*t*, F_t hasil prediksi harga TBS kelapa sawit periode ke-*t* dan n jumlah observasi.

Pelatihan model dilakukan menggunakan *Stochastic Gradient Descent* (SGD) untuk memperbarui bobot jaringan secara iteratif. Formula SGD adalah sebagai berikut:

$$W_{baru} = W_{lama} - \eta . \frac{\partial L}{\partial W}$$

dengan W bobot yang sedang diperbaharui, η learning rate, dan $\frac{\partial L}{\partial W}$ gradien dari fungsi loss terhadap bobot tersebut.

Setelah pelatihan, model dengan konfigurasi terbaik diterapkan pada data uji untuk menghasilkan prediksi harga TBS. Hasil prediksi awal yang masih dalam bentuk data terstandarisasi kemudian dikembalikan ke skala aslinya melalui proses denormalisasi. Tahap selanjutnya adalah evaluasi model menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan dalam persentase terhadap nilai aktual. Formula MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t-1}^{n} \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \times 100\%$$

dengan X_t harga TBS kelapa sawit pada periode ke-*t*, F_t hasil prediksi harga TBS kelapa sawit periode ke-*t*, dan n jumlah observasi. Nilai MAPE yang rendah menunjukkan kemampuan model dalam memberikan prediksi yang akurat. Seluruh rangkaian analisis ini bertujuan untuk menilai sejauh mana model GRU dapat digunakan sebagai alat bantu prediksi harga TBS kelapa sawit di Provinsi Jambi secara lebih andal dan berbasis data historis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan sepanjang periode pengamatan. Setelah mengalami penurunan sejak awal periode, harga TBS mulai menunjukkan tren kenaikan yang cukup stabil sejak pertengahan data hingga akhir. Pada bagian akhir periode, harga TBS meningkat secara konsisten hingga mencapai kisaran di atas Rp3.500 per kilogram. Kondisi pergerakan harga TBS kelapa sawit dari waktu ke waktu dapat dilihat pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, harga TBS menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan sepanjang periode 2022 hingga 2024. Pada Maret 2022, harga TBS berada pada posisi yang cukup tinggi, namun setelah itu mengalami penurunan tajam yang berlangsung hingga akhir tahun 2022. Tren penurunan ini menunjukkan adanya tekanan harga yang cukup besar selama periode tersebut. Memasuki awal tahun 2023, harga TBS mulai menunjukkan

pemulihan dengan tren kenaikan yang diselingi oleh fluktuasi naik dan turun. Kenaikan ini terus berlanjut hingga tahun 2024.

Gambar 1. Grafik Harga TBS Kelapa Sawit

Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data dilakukan untuk mengidentifikasi nilai yang hilang (*missing value*) sehingga proses penelitian dapat dilanjutkan. Tahap ini terdiri dari normalisasi data dan pembagian data. Normalisasi data dilakukan terhadap dataset dengan mengubah data aktual menjadi nilai dalam rentang [0,1]. Dalam konteks penelitian ini, nilai minimum dan maksimum yang digunakan dalam proses normalisasi adalah harga TBS kelapa sawit terendah sebesar Rp2.038 dan harga tertinggi sebesar Rp3.834. Teknik normalisasi yang digunakan adalah metode min-max scaler. Setelah normalisasi, data dibagi menjadi dua bagian dengan proporsi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Data latih digunakan untuk melatih model GRU agar mengenali pola historis harga TBS, sedangkan data uji berfungsi mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan generalisasi pada data baru.

Pembentukan Model GRU

Tahap pembentukan model GRU terdiri dari inisialisasi bobot dan Hyperparameter. Pada tahap inisialisasi bobot, bobot model GRU diinisialisasi secara otomatis oleh TensorFlow menggunakan metode standar yang bersifat acak namun terkontrol, sehingga menjadi titik awal pembelajaran model terhadap data historis harga TBS kelapa sawit di Provinsi Jambi.

Pada tahap selanjutnya dilakukan inisialisasi hyperparameter, yaitu *learning rate, hidden size, epoch, batch size, dan window size*. Nilai-nilai tersebut sangat memengaruhi performa dan akurasi model GRU, sehingga diuji beberapa kombinasi untuk memperoleh hasil terbaik. Pada tahap ini digunakan MSE sebagai metrik untuk mengukur tingkat kesalahan model

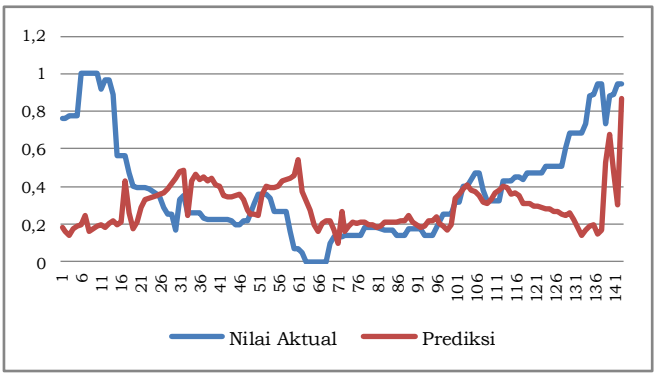
selama proses pelatihan dan pemilihan kombinasi hyperparameter terbaik . Dari seluruh kombinasi yang dicoba, nilai MSE terkecil diperoleh pada kombinasi learning rate sebesar 0.01, hidden size 128, batch size 16, window size 5, dan epoch sebanyak 100, MSE yaitu sebesar 0.0418. Kombinasi ini menunjukkan performa terbaik dalam meminimalkan kesalahan prediksi harga TBS kelapa sawit. Secara umum, kombinasi dengan hidden size yang lebih besar (128) dan window size yang sedang (5) cenderung memberikan hasil prediksi yang lebih akurat. Selain itu, learning rate sebesar 0.01 terlihat lebih stabil dalam menghasilkan MSE yang rendah dibandingkan nilai learning rate yang terlalu kecil atau terlalu besar. Sementara itu, peningkatan epoch tidak selalu menjamin hasil yang lebih baik, karena model dapat mengalami overfitting setelah titik tertentu. Selanjutnya, pada tahap evaluasi akhir, digunakan MAPE untuk menilai tingkat akurasi hasil prediksi dalam bentuk persentase kesalahan relatif terhadap nilai aktual, sehingga memberikan gambaran yang lebih intuitif terhadap performa model dalam memprediksi harga TBS kelapa sawit

Training Model

Tahapan *training model* dilakukan untuk mempelajari pola sekuensial melalui mekanisme gate yang terdiri dari reset gate, update gate, kandidat hidden state, dan hidden state baru. Masing-masing komponen ini berfungsi mengatur seberapa besar informasi masa lalu yang dipertahankan atau dilupakan pada setiap langkah waktu. Hasil dari proses perhitungan pada tiap gate disajikan untuk menunjukkan bagaimana model GRU merespons data input dan menyesuaikan bobot internalnya selama proses training. Tahapan ini menjadi dasar dalam membentuk representasi tersembunyi yang digunakan untuk menghasilkan output akhir dari model.

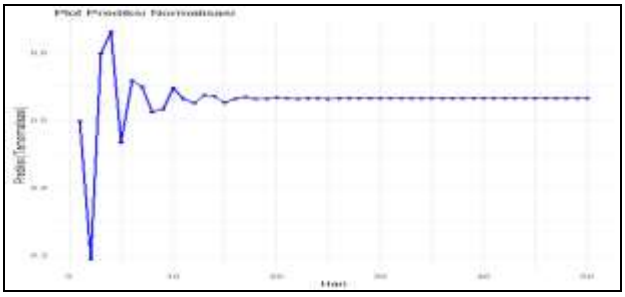
Proses *Testing* dan Prediksi

Proses *testing* dari kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proses ini dilakukan pada data uji yang merupakan 20% dari keseluruhan data, yang telah dipisahkan dari data latih sejak awal. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengevaluasi sejauh mana model yang telah dilatih mampu melakukan generalisasi terhadap data baru. Selain itu, proses prediksi ini juga digunakan untuk menghasilkan estimasi nilai harga tandan buah segar (TBS) kelapa sawit pada periode mendatang, berdasarkan pola historis yang telah dipelajari selama pelatihan. Sebagai gambaran visual terhadap hasil prediksi, berikut disajikan grafik perbandingan antara nilai aktual dengan hasil prediksi model GRU.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Nillai Aktual dan Prediksi

Berdasarkan grafik tersebut, dapat diamati bahwa model GRU mampu mengikuti pola pergerakan data aktual dengan cukup baik, meskipun terdapat beberapa deviasi pada titik-titik tertentu. Setelah dilakukan evaluasi terhadap performa model pada data uji, langkah berikutnya adalah memanfaatkan model yang telah dilatih ini untuk melakukan prediksi nilai harga TBS kelapa sawit selama 50 hari ke depan. Prediksi ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai potensi fluktuasi harga di masa yang akan datang, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan strategis, baik oleh petani, pelaku industri, maupun pihak terkait lainnya. Hasil prediksi untuk 50 hari ke depan adalah sebagai berikut.

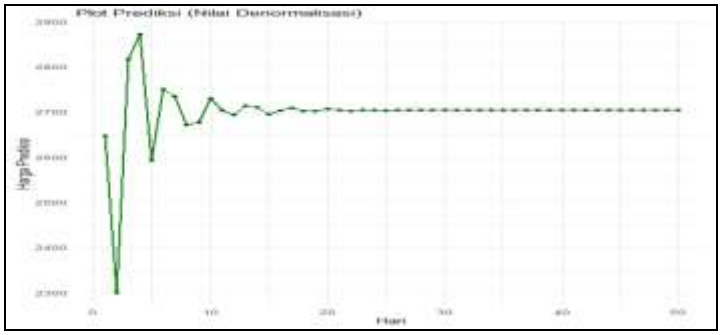


Gambar 3. Grafik Prediksi 50 Hari ke Depan Normalisasi

Denormalisasi Data

Setelah proses prediksi dilakukan dalam bentuk nilai ternormalisasi, langkah selanjutnya adalah mengembalikan hasil prediksi tersebut ke skala aslinya melalui proses denormalisasi. Tujuan dari denormalisasi adalah agar hasil prediksi dapat diinterpretasikan dalam satuan harga sebenarnya,

sehingga lebih mudah digunakan dalam pengambilan keputusan. Hasil denormalisasi ini digunakan untuk analisis lanjutan dan visualisasi grafik prediksi. Berikut ini merupakan grafik dari data prediksi yang telah didenormalisasi, yang menggambarkan estimasi pergerakan harga TBS kelapa sawit selama 50 hari ke depan.



Gambar 4. Grafik Prediksi 50 Hari ke Depan Denormalisasi

Gambar 4 menyajikan grafik hasil prediksi harga tandan buah segar (TBS) kelapa sawit selama 50 hari ke depan dalam bentuk denormalisasi, yakni nilai yang telah dikembalikan ke skala aslinya. Terlihat bahwa pada awal periode prediksi, khususnya antara hari ke-1 hingga hari ke-30, model menghasilkan nilai yang berfluktuasi secara tajam. Hal ini merupakan karakteristik umum dari proses prediksi, di mana output pada suatu waktu digunakan sebagai input untuk memprediksi waktu berikutnya. Seiring bertambahnya langkah prediksi, fluktuasi tersebut mulai mereda dan model menunjukkan pola yang stabil, dengan nilai prediksi yang cenderung konstan pada kisaran Rp 2.700 per kilogram. Stabilitas ini mengindikasikan bahwa model GRU mampu menangkap pola historis harga TBS dan memproyeksikan kecenderungan harga untuk bertahan di sekitar titik keseimbangan tanpa fluktuasi besar dalam periode prediksi. Meskipun tidak secara eksplisit merepresentasikan pola musiman atau tren kompleks, model tetap memberikan hasil yang dapat dijadikan dasar pertimbangan dalam prediksi jangka menengah hingga panjang, terutama pada situasi pasar yang stabil.

Evaluasi Model

Evaluasi terhadap kinerja model GRU dalam melakukan prediksi harga tandan buah segar (TBS) kelapa sawit dilakukan dengan menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar

12,82%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model peramalan yang digunakan termasuk dalam kategori peramalan yang baik, mengacu pada interpretasi tingkat akurasi MAPE. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model ini memiliki kinerja yang memadai dalam menghasilkan prediksi yang relatif mendekati nilai aktual, sehingga layak digunakan dalam proses peramalan harga tandan buah segar (TBS) kelapa sawit.

Hasil ini sejalan dengan teori yang dikemukakan oleh Goodfellow et al. (2016), yang menjelaskan bahwa *Gated Recurrent Unit* (GRU) mampu menangkap pola ketergantungan temporal dalam data deret waktu secara efektif melalui mekanisme update gate dan reset gate. Kemampuan ini memungkinkan model GRU untuk mempelajari hubungan nonlinier antar waktu yang kompleks, sehingga memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional.

SIMPULAN DAN SARAN

Penerapan model GRU dalam peramalan harga TBS kelapa sawit di Provinsi Jambi mampu menangkap pola fluktuasi yang kompleks dan bersifat nonlinier. Mekanisme internal GRU yang mempertahankan informasi historis menjadikannya efektif dalam memodelkan keterkaitan temporal pada data deret waktu. Hasil prediksi untuk 50 hari ke depan menunjukkan nilai MAPE sebesar 12,82%, yang mengindikasikan bahwa model GRU memiliki tingkat akurasi yang baik serta dapat diandalkan sebagai metode peramalan harga TBS. Penelitian selanjutnya disarankan agar model dikembangkan dengan membandingkan beberapa algoritma pembelajaran mendalam lainnya atau menambahkan variabel eksternal seperti harga minyak mentah dunia dan nilai tukar untuk meningkatkan akurasi prediksi.

DAFTAR RUJUKAN

Aulia, A. A., Elhanafi, A. M., Dafitri, H., Aulia, A., Elhanafi, A. M., & Dafitri, H. (2021). Implementasi Algoritma Gated Recurrent Unit Dalam Melakukan Prediksi Harga Kelapa Sawit Dengan Memanfaatkan Model Recurrent Neural Network (RNN). *Prosiding SNASTIKOM: Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Paper*, 288–294.

Badan Pusat Statistik. (2022). *Statistik Pertanian Indonesia*.

Bappebti. (2024). *Harga Komoditas*. Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi. https://bappebti.go.id/harga_komoditas

Bengio, Y. (2012). Practical Recommendations for gradient-based training of deep architectures. *Lecture Notes in Computer Science (Including*

Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), *7700 LECTU*, 437–478. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35289-8_26

Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). *Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling*. 1–9. http://arxiv.org/abs/1412.3555

Dinas, P. P. J. (2022). *Statistik Perkebunan Provinsi Jambi*.

Direktorat Jenderal Pertanian. (2020). *Kelapa Sawit: Potensi dan Tantangan*. Direktorat Jendral Perkebunan.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Couville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Pess.

Kementerian Pertanian. (2022). *Laporan Tahunan Perkembanga Kelapa Sawit*.

Nurmani, S., Darmawahyuni, A., Sapitri, A. I., Rachmatullah, M. N., Firdaus, & Tutuko, B. (2021). *Pengenalan Deep Learning dan Implementasinya*. 137.

Prayogi, K., Gata, W., & Kussanti, D. P. (2024). Prediksi Harga Saham Bank Central Asia Menggunakan Algoritma Deep Learning GRU. *Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, *13*(1), 647. https://doi.org/10.35889/jutisi.v13i1.1910

Riyono, A. (2022). Peranan Perkebunan Kelapa Sawit dalam Kabupaten Kutai Timur. *Jurnal Sosiatri Sosioligi*, *10*(1), 1–15.

Sinaga, A., & Sinaga, R. P. K. (2025). Dampak Ketidakstabilan Harga Kelapa Sawit Bagi Kesejahteraan Petani di Desa Nagori Bayu Bagasan Kecamatan Tanah Jawa Kabupaten Simalungun. *Jurnal Ilmu Sosial Dan Humaniora*, *4*(1), 17–24. https://doi.org/10.55123/sosmaniora.v4i1.4762

Thoharudin, M., Amirul Huda, F., & Suryadi, T. (2020). Penanganan Hasil Panentandan Buah Segar Kelapa Sawit Oleh Koperasi Harapan Jaya. *PAPATUNG: Jurnal Ilmu Administrasi Publik, Pemerintahan Dan Politik*, *3*(1), 150–158. https://doi.org/10.54783/japp.v3i1.50

Wardana, R. P. (2020). Penerapan Model Gated Recurrent Unit untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di PT. KAI (Persero) (Studi kasus: Penumpang kereta wilayah Jabodetabek). In *Universitas Islam Negeri Syarif Hidayahtullah Jakarta*.

Wei, W. (2006). Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods. In *Pearson Education*. Pearson Education. https://doi.org/10.1201/b11459-9