BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

Prediksi Harga Bawang Merah Menggunakan Gated Recurrent Unit (GRU)

Shallot Price Prediction Using Gated Recurrent Unit (GRU)

Siti Sri Wahyuni*, Budi Nugroho, Chrystia Aji Putra

Fakultas Ilmu Komputer, Informatika, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Surabaya, Indonesia
Email: [1,*]22081010034@student.upnjatim.ac.id, [2]budinugroho.if@upnjatim.ac.id, [3]ajiputra@upnjatim.ac.id
Email Penulis Korespondensi: 22081010034@student.upnjatim.ac.id
Received: **09/09/2026**, Revised: **17/10/2026**, Accepted: **25/10/2026**, Published: **31/10/2026**

Abstrak-Bawang merah merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan berperan dalam penyediaan pangan di Indonesia. Fluktuasi harga bawang merah di Provinsi Jawa Timur mendorong perlunya metode peramalan untuk memperkirakan harga pada periode mendatang. Penelitian ini menerapkan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk memprediksi harga bawang merah menggunakan pendekatan *univariate time series*. Data yang digunakan berupa harga harian bawang merah dari Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok (SISKAPERBAPO) Provinsi Jawa Timur selama periode 1 Januari 2015 hingga 31 Maret 2026. Data berjumlah 4.108 observasi setelah proses pembersihan. Tahapan penelitian meliputi eksplorasi data, pembersihan data, normalisasi menggunakan *Min-Max Scaling*, pembentukan *sequence*, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Pengujian dilakukan menggunakan pembagian data latih, validasi dan uji dengan rasio 80:10:10 serta variasi *sequence length*, jumlah *hidden units* dan jumlah *epoch*. Konfigurasi terbaik ditentukan berdasarkan nilai MAPE terendah pada data uji, dengan tetap mempertimbangkan nilai MAE dan RMSE. Berdasarkan hasil pengujian, konfigurasi terbaik menggunakan *sequence length* 30 hari, 64 *hidden units*, 50 *epoch* dan *batch size* 32 dengan nilai MAE sebesar Rp270,26, RMSE sebesar Rp423,46 dan MAPE sebesar 0,7073%. Model dengan konfigurasi tersebut selanjutnya digunakan untuk melakukan *recursive forecasting* selama tiga hari. Evaluasi peramalan menghasilkan MAE sebesar Rp518,39, RMSE sebesar Rp538,34, dan MAPE sebesar 1,43%. Hasil ini menunjukkan bahwa model GRU mampu menghasilkan prediksi harga bawang merah dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah pada pengujian yang dilakukan. Namun, kinerja peramalan tetap bergantung pada pola data historis dan konfigurasi model yang digunakan sehingga hasil prediksi perlu diinterpretasikan dengan mempertimbangkan keterbatasan tersebut.

Kata Kunci: Gated Recurrent Unit; Bawang Merah; Prediksi Harga; Time Series; Univariate Time Series

Abstract-Shallots are one of the horticultural commodities with high economic value and play an important role in food supply in Indonesia. Fluctuations in shallot prices in East Java Province highlight the need for forecasting methods to estimate prices in future periods. This study applies the *Gated Recurrent Unit* (GRU) method to predict shallot prices using a *univariate time series* approach. The data consist of daily shallot prices obtained from the Food Staple Availability and Price Development Information System (SISKAPERBAPO) of East Java Province, covering the period from January 1, 2015, to March 31, 2026. After data cleaning, a total of 4,108 observations were obtained. The research stages include data exploration, data cleaning, normalization using *Min-Max Scaling*, sequence formation, model training, and performance evaluation using *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), and *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). The experiments used an 80:10:10 ratio for training, validation, and testing data, respectively, with variations in *sequence length*, the number of *hidden units*, and the number of *epochs*. The best configuration was selected based on the lowest MAPE value on the test data, while also considering MAE and RMSE. The experimental results identified the best configuration as a *sequence length* of 30 days, 64 *hidden units*, 50 *epochs*, and a *batch size* of 32, yielding an MAE of IDR 270.26, an RMSE of IDR 423.46, and a MAPE of 0.7073%. The model with this configuration was subsequently used to perform three-day *recursive forecasting*. The forecasting evaluation yielded an MAE of IDR 518.39, an RMSE of IDR 538.34, and a MAPE of 1.43%. These results indicate that the GRU model can produce shallot price predictions with relatively low error levels under the evaluated conditions. However, forecasting performance remains dependent on historical data patterns and the model configuration used; therefore, the predictions should be interpreted with consideration of these limitations.

Keywords: Gated Recurrent Unit; Shallots; Price Prediction; Time Series; Univariate Time Series

1. PENDAHULUAN

Bawang merah (*Allium ascalonicum L.*) merupakan komoditas hortikultura yang mempunyai posisi strategis dalam ekonomi Indonesia sekaligus menjadi salah satu bahan pangan yang banyak dibutuhkan masyarakat. Konsumsi yang tinggi membuat komoditas tersebut mempunyai nilai ekonomi yang besar. Dalam aktivitas sehari-hari, pemanfaatannya tidak hanya terbatas sebagai bumbu berbagai jenis masakan tetapi juga digunakan sebagai bahan pangan, sumber pendapatan bagi petani serta komoditas yang berkontribusi terhadap aktivitas perdagangan hortikultura nasional [1], [2].

Jawa Timur termasuk wilayah yang berkontribusi besar terhadap produksi bawang merah di Indonesia. Meskipun demikian, nilai jual komoditas tersebut di daerah ini kerap bergerak naik dan turun khususnya ketika diamati melalui catatan harga harian [3]. Perubahan tersebut dipengaruhi oleh banyak aspek, antara lain permintaan dan persediaan, siklus musim, biaya produksi, hambatan distribusi serta gangguan organisme pengganggu tanaman. Interaksi antarfaktor tersebut dapat mendorong kenaikan ataupun penurunan harga yang sulit diperkirakan secara tepat [4].

Ketidakpastian tersebut memberikan konsekuensi bagi berbagai pelaku pada rantai pasok. Petani dapat mengalami kesulitan ketika menyusun rencana budidaya, menentukan saat panen ataupun memilih waktu pemasaran. Di sisi lain, kondisi tersebut juga dapat menimbulkan risiko bagi konsumen maupun pelaku usaha [5]. Perubahan harga yang ekstrem

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

bahkan berpotensi memengaruhi pembentukan inflasi. Lonjakan atau penurunan yang terjadi secara mendadak dapat mengganggu kestabilan harga pangan serta perekonomian secara lebih luas. Kenaikan harga juga meningkatkan kebutuhan modal untuk memperoleh bahan baku, sedangkan kondisi pasar yang tidak terkendali dapat menekan efisiensi kegiatan operasional. Bagi konsumen, peningkatan harga dapat menurunkan kemampuan membeli kebutuhan pokok [6]. Oleh sebab itu, dibutuhkan sistem peramalan yang dapat menyediakan estimasi lebih presisi sebagai bahan pertimbangan bagi petani, pelaku bisnis, pemerintah, dan masyarakat.

Perkembangan kecerdasan buatan, khususnya *Machine Learning* dan *Deep Learning* memungkinkan pengolahan pola deret waktu dilakukan secara lebih adaptif. Karakteristik harga komoditas yang tersusun secara temporal serta dapat berubah secara nonlinier menjadikan pendekatan jaringan saraf relevan untuk diterapkan. Salah satu arsitektur yang banyak digunakan dalam pemrosesan data berurutan ialah *Recurrent Neural Network* (RNN).

Kendati demikian, RNN konvensional dapat mengalami kendala *vanishing gradient* ketika harus mempelajari keterkaitan yang membentang pada banyak langkah waktu. Kondisi tersebut mengurangi kemampuannya dalam mempertahankan informasi dari observasi yang letaknya berjauhan [7]. GRU kemudian dikembangkan sebagai salah satu pengembangan jaringan berulang dengan struktur yang lebih ringkas. Arsitektur ini memanfaatkan dua gerbang utama yakni *update gate* dan *reset gate* untuk menentukan informasi masa lampau yang tetap diteruskan maupun informasi yang perlu diperbarui. Jumlah parameter yang lebih sedikit daripada *Long Short-Term Memory* (LSTM) membuat kebutuhan komputasinya relatif lebih efisien [8]. Karakteristik tersebut menjadikan GRU sesuai digunakan pada deret waktu komoditas dengan jumlah pengamatan yang cukup besar sekaligus membutuhkan kemampuan untuk mengenali pola historis.

Berbagai pendekatan telah diterapkan pada kajian peramalan sebelumnya. Khoiriani dkk. (2023) mengaplikasikan ARIMA untuk memperkirakan harga bawang merah di pasar tradisional Sulawesi Selatan menggunakan data bulanan. Konfigurasi ARIMA(3,1,1) yang dihasilkan memberikan MAPE sebesar 9,43% [9]. Studi lain oleh Rofiqi dan Salim (2023) memanfaatkan metode *Fuzzy Inference System* untuk mengestimasi harga dengan mempertimbangkan produksi dan kebutuhan pasar. Sistem yang dibangun menghasilkan MAPE sekitar 40%, yang menunjukkan bahwa ketepatan estimasinya masih relatif terbatas [10].

Pendekatan berbasis jaringan saraf juga telah digunakan dalam sejumlah studi. Nuriwidhah dkk. (2023) menerapkan *Neural Network* dengan teknik *backpropagation* untuk mengestimasi harga komoditas yang sama di Kabupaten Bima [11]. Pengujian dilakukan terhadap beberapa susunan parameter, seperti *epoch*, *learning rate*, momentum, dan jumlah *hidden layer*. Konfigurasi terbaik dilaporkan mencapai akurasi sebesar 98,324%. Sementara itu, Oni dkk. (2023) mengimplementasikan GRU guna memperkirakan harga 41 jenis komoditas pangan dengan memanfaatkan riwayat data dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS). Hasilnya memperlihatkan bahwa pendekatan tersebut mampu memberikan tingkat penyimpangan yang relatif kecil sehingga dinilai mampu mengenali karakteristik deret harga [12]. Yordania dkk. (2026) selanjutnya membandingkan ARIMA dan GRU untuk memperkirakan harga cabai merah keriting di Kota Lhokseumawe berdasarkan observasi harian [13]. Berdasarkan evaluasi, GRU memperoleh MAE 4,661 dan MAPE 7,81%, sehingga menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan ARIMA. Temuan-temuan tersebut mengindikasikan bahwa pendekatan berbasis jaringan berulang berpeluang menghasilkan estimasi yang baik pada data harga komoditas dengan struktur temporal.

Berdasarkan berbagai studi sebelumnya, metode statistik, *Machine Learning*, maupun *Deep Learning* telah diterapkan untuk melakukan peramalan harga komoditas pangan. Namun, penelitian yang secara khusus mengevaluasi berbagai konfigurasi *hyperparameter* GRU pada data harga harian bawang merah di Provinsi Jawa Timur masih perlu dikembangkan. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pengujian kombinasi *sequence length*, jumlah *hidden units*, dan *epoch* untuk mengidentifikasi konfigurasi GRU dengan kinerja terbaik berdasarkan metrik evaluasi MAE, RMSE, dan MAPE.

Penelitian ini menerapkan GRU dengan pendekatan *univariate time series* menggunakan data harga harian bawang merah dari SISKAPERBAPO Provinsi Jawa Timur selama periode 1 Januari 2015 hingga 31 Maret 2026. Kontribusi penelitian ini terletak pada evaluasi kinerja berbagai konfigurasi *hyperparameter* GRU pada karakteristik data tersebut serta penerapan konfigurasi terbaik untuk melakukan peramalan harga jangka pendek. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai kemampuan GRU dalam memprediksi harga bawang merah berdasarkan pola historis dan menjadi referensi bagi pengembangan sistem peramalan harga komoditas pangan.

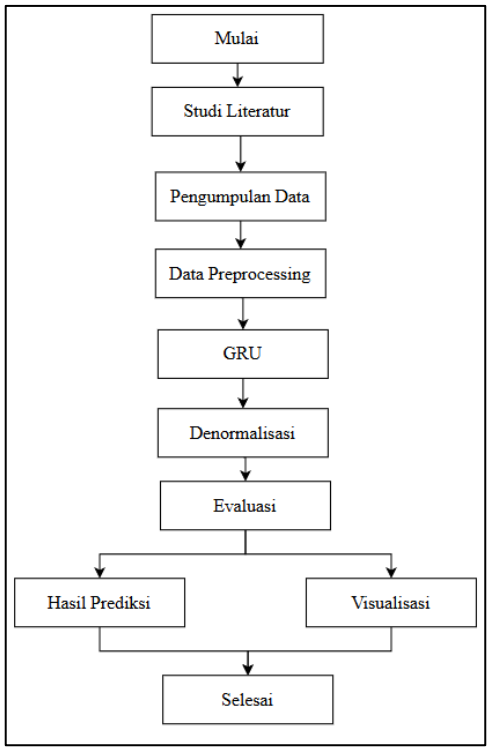
2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menerapkan algoritma *Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk melakukan estimasi serta pemodelan harga komoditas bawang merah di Provinsi Jawa Timur. Pendekatan yang digunakan berfokus pada analisis deret waktu tunggal (*univariate time-series analysis*), di mana seluruh prediksi didasarkan secara eksklusif pada histori pergerakan harga itu sendiri. Data harian yang dikumpulkan menjadi masukan (*input*) utama bagi model untuk menangkap pola temporal, fluktuasi musiman, serta tren jangka pendek maupun jangka panjang tanpa melibatkan variabel eksternal seperti kondisi cuaca atau pasokan pasar.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374



Gambar 1. Diagram Alir Prosedur Kajian

Berdasarkan diagram tersebut, proses pengerjaan dilakukan melalui serangkaian tahapan sebagaimana dijelaskan pada subbagian berikut.

2.1.1 Studi Literatur

Tahap pertama dilakukan dengan menelaah berbagai publikasi yang berhubungan dengan peramalan harga komoditas, arsitektur GRU, analisis deret waktu satu variabel, serta kajian terdahulu yang relevan. Penelusuran tersebut ditujukan untuk memahami perkembangan topik terkini sekaligus menemukan ruang kajian yang belum banyak dibahas sehingga kontribusi ilmiah yang diberikan dapat dirumuskan secara lebih jelas.

2.1.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan berupa data sekunder yaitu data harga harian bawang merah di Jawa Timur yang diambil lewat teknik *web scraping* dari situs SISKAPERBAPO Provinsi Jawa Timur. Periode observasi dimulai pada 1 Januari 2015 dan berakhir pada 31 Maret 2026. Rentang waktu yang panjang tersebut menyediakan riwayat yang memadai untuk mempelajari perubahan pola sekaligus menjadi dasar dalam proses pelatihan dan evaluasi GRU.

2.1.3 Data Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan agar informasi yang diberikan kepada model berada dalam kondisi layak digunakan dan memiliki kualitas yang konsisten. Prosedur tersebut mencakup pembersihan data, analisis eksploratif, pembagian kumpulan data, normalisasi data serta penyusunan data sequence.

a. Data Cleaning
   Pembersihan data merupakan proses awal untuk memperbaiki kualitas data sebelum pemodelan. Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan terhadap kekosongan nilai, data ganda serta ketidaksesuaian lainnya yang berpotensi mengganggu proses analisis. Observasi yang bermasalah kemudian ditangani sehingga kumpulan data yang digunakan pada tahap berikutnya mempunyai kondisi yang lebih konsisten.
b. Exploratory Data Analysis (EDA)
   Exploratory Data Analysis bertujuan untuk memahami distribusi data, mengidentifikasi pola, mendeteksi anomali serta memperoleh gambaran karakteristik data sebelum dilakukan proses pemodelan [14]. Pemeriksaan dilakukan melalui visualisasi dan ringkasan statistik guna menggambarkan pola tren, perubahan musiman, nilai ekstrem dan dinamika nilai jual komoditas sepanjang periode pengamatan.
c. Split Data
   Riwayat data dipisahkan secara berurutan berdasarkan waktu menjadi tiga kelompok, yaitu *training*, *validation* dan *testing*. Pemisahan kronologis diperlukan karena hubungan temporal harus tetap dipertahankan dan pengacakan observasi tidak digunakan. Dengan cara tersebut, periode yang lebih lama ditempatkan pada bagian awal dan informasi pada waktu yang lebih baru digunakan untuk proses pengujian [15].

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2579
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

Sebanyak 80% dari keseluruhan observasi dialokasikan sebagai data latih, sedangkan masing-masing 10% ditempatkan pada data validasi dan pengujian. Bagian pelatihan digunakan GRU untuk mengenali keterkaitan antarnilai historis. Bagian validasi berfungsi mengevaluasi perkembangan model selama proses pembelajaran sekaligus membantu menentukan konfigurasi yang sesuai. Sementara itu, bagian pengujian hanya dimanfaatkan setelah proses pembentukan model selesai untuk menilai kemampuannya ketika berhadapan dengan observasi yang tidak dilibatkan dalam pembaruan bobot. Strategi tersebut digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi model pada informasi yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

d. Normalisasi Data
Lebarnya rentang nilai pada catatan harga menyebabkan transformasi skala diperlukan sebelum proses pembelajaran. Teknik *Min-Max Scaling* dipakai untuk memetakan data ke interval [0,1]. Transformasi tersebut membantu menjaga kestabilan proses optimasi sekaligus mengurangi pengaruh perbedaan skala tanpa mengubah hubungan proporsional antarnilai.

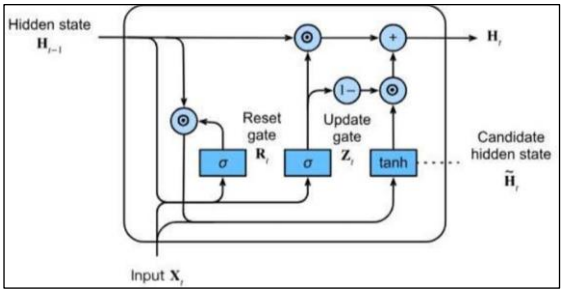
$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Berdasarkan Persamaan 1, setiap data harga dipetakan ke interval antara 0 dan 1 menggunakan batas minimum serta maksimum yang diperoleh hanya dari bagian pelatihan.

e. Data Sequence
Tahap akhir preprocessing dilakukan dengan mengonstruksi deret masukan melalui mekanisme *sliding window*. Riwayat nilai dibentuk menjadi potongan-potongan berurutan, di mana setiap potongan berisi sejumla data masa lampau yang dipakai untuk mengestimasi nilai pada waktu sesudahnya [16]. Eksperimen menggunakan dua panjang jendela, yaitu 7 dan 30 hari sehingga pengaruh banyaknya informasi historis terhadap performa GRU dapat dibandingkan.

2.1.4 GRU

Gated Recurrent Unit merupakan salah satu varian arsitektur *Recurrent Neural Network* yang diperkenalkan oleh Cho dkk. pada 2014 sebagai upaya mengurangi persoalan vanishing gradient yang sering muncul ketika RNN mempelajari dependensi dengan rentang waktu panjang [17]. Dengan mekanisme gerbang, GRU memungkinkan informasi terdahulu dipertahankan atau diperbarui secara selektif selama proses pembelajaran.



Gambar 2. Mekanisme GRU

Dalam memproses informasi temporal, GRU menggunakan dua komponen pengendali, yaitu *reset gate* dan *update gate*. Kedua komponen tersebut mengatur sejauh mana informasi terdahulu digunakan kembali serta berapa banyak informasi baru yang dimasukkan pada keadaan berikutnya [18].

$$r_t = \sigma(W_r[h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (2)$$

Persamaan (2) digunakan untuk memperoleh nilai *reset gate*. Nilai ini mengendalikan besarnya kontribusi *hidden state* dari langkah sebelumnya ketika kandidat representasi pada waktu sekarang dibentuk. Apabila nilainya mendekati nol, pengaruh informasi terdahulu akan ditekan. Sebaliknya, nilai yang semakin dekat dengan satu menyebabkan lebih banyak informasi lampau tetap disertakan dalam pembentukan representasi baru.

$$z_t = \sigma(W_z[h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (3)$$

Persamaan (3) digunakan untuk menghitung *update gate*. Gerbang tersebut mengatur proporsi informasi lama yang tetap diteruskan serta bagian informasi baru yang digunakan untuk memperbarui *hidden state*. Dengan pengaturan tersebut, GRU dapat menjaga informasi yang masih relevan sekaligus memperbarui representasi ketika terdapat pola baru pada deret waktu.

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h[r_t, \odot h_{t-1}\, x_t] + b_h) \quad (4)$$

Persamaan (4) menunjukkan proses pembentukan *candidate hidden state* ($\tilde{h}_t$), yang merepresentasikan informasi baru berdasarkan masukan pada waktu saat ini (x_t) dan *hidden state* sebelumnya setelah pengaruh *reset gate* diperhitungkan. Proses tersebut menggunakan fungsi aktivasi *hyperbolic tangent* (tanh) yang menghasilkan nilai dalam

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2580
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

rentang -1 hingga 1. Hasilnya kemudian digunakan sebagai representasi informasi baru yang akan dipertimbangkan dalam pembaruan *hidden state* pada tahap berikutnya.

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \quad (5)$$

Persamaan 5 menghitung *hidden state* h_t sebagai keluaran akhir GRU pada waktu ke-(t). *Hidden state* diperoleh melalui kombinasi antara informasi historis h_{t-1} dan *candidate hidden state* $\tilde{h}_t$ yang diatur oleh *update gate*. Apabila nilai *update gate* semakin besar, maka informasi baru akan lebih dominan digunakan. Sebaliknya, apabila nilainya kecil, maka informasi dari waktu sebelumnya akan lebih banyak dipertahankan. *Hidden state* inilah yang kemudian diteruskan ke waktu berikutnya sekaligus digunakan sebagai dasar dalam menghasilkan prediksi.

Dalam kajian ini, model GRU menerima masukan berupa riwayat harga bawang merah yang telah disusun menjadi sequence. Informasi tersebut diproses secara berurutan agar model dapat mengenali pola temporal sekaligus mempertahankan konteks penting dari data historis sehingga estimasi periode berikutnya dapat dihasilkan [19].

2.1.5 Denormalisasi

Nilai keluaran model GRU masih berada pada skala hasil normalisasi 0–1. Karena itu, proses denormalisasi dilakukan menggunakan batas minimum dan maksimum yang berasal dari data pelatihan agar keluaran dapat dikembalikan ke satuan harga aslinya, yaitu Rupiah/kg [20]. Transformasi balik tersebut dihitung menggunakan Persamaan 6.

$$x = x' \times (x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \quad (6)$$

x merupakan nilai keluaran setelah dikembalikan ke skala harga semula, x'adalah nilai estimasi pada skala hasil normalisasi, $x_{\max}$menunjukkan nilai maksimum, sedangkan $x_{\min}$menunjukkan nilai minimum yang diperoleh dari data pelatihan sebelum proses normalisasi dilakukan. Tahap denormalisasi mengembalikan keluaran model dari skala [0,1] menuju satuan harga aslinya, yaitu Rp/kg. Dengan demikian, nilai estimasi dapat dibandingkan secara langsung terhadap observasi sebenarnya ketika proses evaluasi maupun interpretasi hasil dilakukan.

2.1.6 Evaluasi

Kinerja model diukur dengan membandingkan keluaran estimasi terhadap data sesungguhnya sehingga tingkat ketepatan peramalan dapat diketahui. Tiga matriks yang digunakan adalah *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) [21]. Ketiganya memberikan sudut pandang yang berbeda dalam menilai besarnya penyimpangan yang dihasilkan model.

Root Mean Squared Error (RMSE) menghitung akar dari rata rata kuadrat selisih antara observasi sebenarnya dan nilai yang dihasilkan model. Karena kesalahan dikuadratkan sebelum dirata-ratakan, penyimpangan yang berukuran besar mendapatkan penalti lebih kuat [22]. Oleh karena itu, penurunan RMSE menunjukkan bahwa deviasi antara estimasi dan nilai referensi semakin kecil.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

Mean Absolute Error (MAE) menggambarkan besar penyimpangan rata-rata antara nilai ramalan dan observasi sesungguhnya tanpa mempertimbangkan apakah selisih tersebut bernilai positif atau negatif [23]. Perhitungannya menggunakan nilai absolut dari perbedaan kedua nilai.

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

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menyatakan besarnya deviasi estimasi dalam bentuk persentase melalui rata-rata nilai absolut selisih relatif terhadap nilai referensi. Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan tingkat ketepatan peramalan yang lebih tinggi [24].

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \quad (9)$$

2.1.7 Prediksi

Forecasting merupakan proses memperkirakan nilai pada periode yang belum terjadi dengan memanfaatkan pola yang diperoleh dari rangkaian data masa lalu sebagai dasar pembentukan prediksi [25]. Setelah kombinasi parameter terbaik diperoleh pada evaluasi, arsitektur tersebut selanjutnya digunakan untuk memperkirakan harga komoditas selama tiga hari berikutnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil implementasi model *Gated Recurrent Unit* (GRU) dalam memprediksi harga bawang merah di Provinsi Jawa Timur. Selain memaparkan hasil pemodelan, bagian ini juga mengevaluasi kinerja model berdasarkan serangkaian percobaan dengan variasi konfigurasi parameter.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

3.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder yang berisi harga harian bawang merah di Provinsi Jawa Timur. Data dikumpulkan melalui metode *web scraping* pada situs SISKAPERBAPO milik Pemerintah Provinsi Jawa Timur. Pengamatan mencakup rentang waktu 1 Januari 2015 hingga 31 Maret 2026. Ketersediaan data historis selama lebih dari sebelas tahun memungkinkan penelitian mengamati dinamika harga dari waktu ke waktu dan menyediakan sumber informasi untuk melatih serta menguji model GRU.

Tabel 1. Contoh Data Harga Bawang Merah

Tanggal	Harga (Rp)
2015-01-01	15.993
2015-01-02	16.043
2015-01-03	16.035
2015-01-04	16.017
2015-01-05	16.257
...	...
2026-03-31	36.319

Tabel 1 memperlihatkan sebagian contoh observasi harian yang diperoleh dari SISKAPERBAPO Jawa Timur. Setiap rekaman memuat dua informasi utama, yakni tanggal sebagai identitas waktu (*timestamp*) serta nilai jual komoditas yang dicatat dalam satuan Rupiah per kilogram (Rp/kg).

3.2 Data Preprocessing

Sebelum digunakan untuk membangun model prediksi, data melewati beberapa tahapan persiapan untuk memastikan keseragaman format dan kesesuaiannya dengan kebutuhan pemodelan. Tahapan tersebut meliputi pembersihan data, analisis eksploratif, normalisasi, pembagian data serta pembentukan urutan masukan (*sequence*).

3.2.1 Data Cleaning

Pembersihan data dilakukan untuk mengidentifikasi dan menangani permasalahan pada data yang dikumpulkan. Pemeriksaan mencakup keberadaan nilai yang kosong, baris dengan tanggal yang tercatat lebih dari sekali, serta ketidaksesuaian format maupun nilai observasi. Penanganan terhadap permasalahan tersebut bertujuan menghasilkan kumpulan data yang lebih terstruktur dan dapat digunakan pada tahap analisis berikutnya.

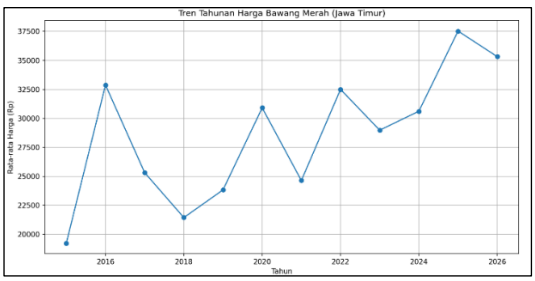
Tabel 2 Hasil Data Cleaning Harga Bawang Merah

ds	y
2015-01-01	15993
2015-01-02	16043
2015-01-03	16035
2015-01-04	16017
2015-01-05	16257
...	...
2026-03-31	36319

Tabel 2 menampilkan keluaran proses pembersihan pada catatan harga bawang merah Jawa Timur. Sesudah proses tersebut diselesaikan, seluruh data mempunyai format yang seragam dan tidak ditemukan lagi nilai ganda maupun nilai kosong. Jumlah akhir yang dapat digunakan dalam pemodelan adalah 4.108 observasi.

3.2.2 Exploratory Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis (EDA) diterapkan untuk mengidentifikasi karakteristik data sebelum proses pelatihan model dilaksanakan. Analisis ini bertujuan memperoleh gambaran mengenai pergerakan harga, kecenderungan perubahan, pola berulang, serta nilai-nilai ekstrem yang muncul sepanjang periode pengamatan.

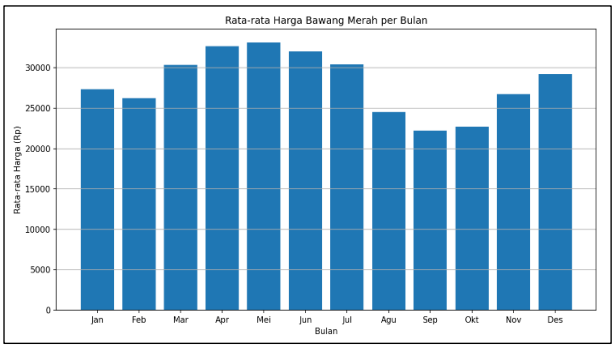


Gambar 3 Tren Tahunan Harga Bawang Merah

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

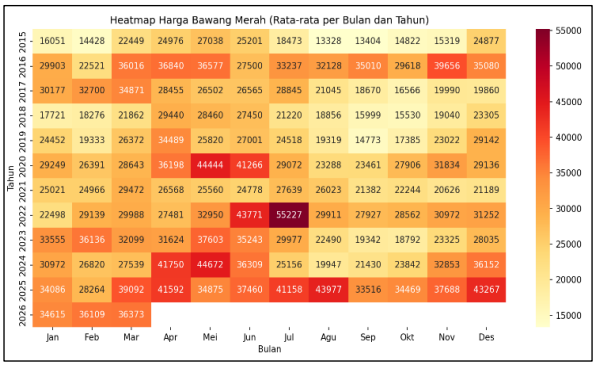
BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

Berdasarkan hasil *Exploratory Data Analysis* (EDA) yang ditunjukan di Gambar 2, harga bawang merah di Jawa Timur menunjukkan pola fluktuasi yang dinamis selama periode 2015 hingga 2026 dengan kecenderungan mengalami peningkatan dalam jangka panjang. Rata-rata harga tahunan terendah tercatat pada 2015 (Rp19.230,65/kg), sementara rata-rata tertinggi terjadi pada 2025 (Rp37.527,99/kg).



Gambar 4. Tren Bulanan Harga Bawang Merah

Dilihat dari rata-rata bulanan pada Gambar 3, harga cenderung naik pada rentang April–Juli dengan puncak tertinggi pada Mei (Rp33.136,57/kg) sedangkan titik terendah terjadi pada September (Rp22.264,91/kg).



Gambar 5. Heatmap Harga Bawang Merah

Hasil visualisasi *heatmap* yang ditunjukan pada Gambar 4 juga memperlihatkan adanya fluktuasi harga yang cukup signifikan antarbulan dan antartahun dengan rata-rata harga tertinggi terjadi pada Juli 2022 sebesar Rp55.227,29/kg dan rata-rata terendah pada Agustus 2015 sebesar Rp13.328,19/kg.

Secara umum, hasil EDA memperlihatkan tren naik, pola musiman (seasonality) dan karakter deret waktu yang nonlinier sehingga GRU dipandang sesuai karena kemampuannya menangkap keterkaitan temporal jangka panjang pada data harga bawang merah.

3.2.3 Normalisasi Data

Lebarnya rentang nilai pada catatan harga menyebabkan transformasi skala diperlukan sebelum proses pembelajaran. Teknik *Min-Max Scaling* dipakai untuk memetakan data harga ke interval [0,1]. Contoh keluaran setelah transformasi Min-Max ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Hasil Normalisasi Data

ds	y	y'
2015-01-01	15993	0,0000
2015-01-02	16043	0,0711
2015-01-03	16035	0,0597
2015-01-04	16017	0,0341
2015-01-05	16257	0,3755

Tabel 3 memperlihatkan beberapa contoh nilai bawang merah setelah dilakukan transformasi dengan *Min-Max Scaling*. Hasilnya menunjukkan bahwa setiap observasi telah dipetakan ke interval 0 hingga 1.

3.2.4 Data Sequence

Setelah proses normalisasi, data disusun menjadi urutan masukan menggunakan pendekatan *sliding window*. Penelitian ini menguji dua variasi panjang urutan, yaitu 7 hari dan 30 hari guna mengevaluasi pengaruh panjang riwayat harga terhadap kemampuan prediksi model GRU.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2583
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

Tabel 4 Contoh Hasil Sequence Data

Seq ke-	Input X (7 nilai ternormalisasi)	Target y	Tanggal Target
1 (01–07 Jan)	[0,0000; 0,0711; 0,0597; 0,0341; 0,3755; 0,3570; 0,3940]	0,6458	08 Jan 2015
2 (02–08 Jan)	[0,0711; 0,0597; 0,0341; 0,3755; 0,3570; 0,3940; 0,6458]	0,6970	09 Jan 2015

Tabel 4 memberikan ilustrasi pembentukan urutan masukan menggunakan jendela tujuh hari. Satu urutan terdiri atas tujuh observasi yang telah ditransformasikan dan digunakan sebagai masukan untuk memperoleh satu target pada hari berikutnya. Pembentukan urutan dilakukan secara bergeser satu langkah sehingga pada pembentukan berikutnya observasi paling lama dikeluarkan dan informasi terbaru dimasukkan.

3.3 Skenario Pengujian

Eksperimen dirancang untuk mengetahui perubahan kinerja GRU ketika konfigurasi *hyperparameter* dibuat berbeda. Parameter yang divariasikan meliputi panjang *sequence length*, banyaknya *hidden units* dan jumlah *epoch*. Sebaliknya, *batch size*, *learning rate*, *optimizer* serta jumlah *hidden layer* dipertahankan pada nilai yang sama agar perbandingan antarkonfigurasi berfokus pada parameter yang sedang diuji.

Sebelum pembelajaran model dilakukan, data disusun menurut kronologi kemudian dialokasikan ke tiga kelompok. Sebanyak 80% digunakan sebagai data pembelajaran, sementara masing-masing 10% dipakai untuk validasi dan pengujian. Tahapan pemisahan tersebut dilakukan terlebih dahulu sebelum normalisasi. Nilai minimum dan maksimum untuk melakukan transformasi data hanya dihitung dari bagian data pelatihan. Selanjutnya, parameter hasil normalisasi tersebut digunakan untuk mentransformasi data validasi dan data pengujian. Prosedur ini diterapkan untuk menjaga agar informasi dari data di luar pelatihan tidak masuk ke dalam proses pembentukan model.

Berdasarkan kombinasi parameter yang ditentukan, diperoleh delapan konfigurasi eksperimen. Setiap susunan dibandingkan menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE. Konfigurasi yang menghasilkan nilai kesalahan paling rendah ditetapkan sebagai model dengan performa terbaik. Rincian konfigurasi eksperimen ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Konfigurasi Parameter Eksperimen

Parameter	Nilai Pengujian
Model	GRU
Hidden Layer	1 layer
Hidden Units	32 dan 64
Epoch	50 dan 100
Batch Size	32
Learning Rate	0,001
Optimizer	Adam
Sequence Length	7 hari dan 30 hari
Split Data	80:10:10

3.4 Evaluasi

Performa yang lebih baik ditunjukkan oleh konfigurasi yang menghasilkan MAE, RMSE, dan MAPE lebih rendah. Delapan susunan parameter diuji untuk melihat pengaruh kombinasi *sequence length*, *hidden units*, dan *epoch* terhadap kemampuan GRU. Panjang urutan yang dicoba adalah 7 dan 30 hari, jumlah *hidden unit* 32 dan 64, sedangkan jumlah *epoch* ditetapkan 50 dan 100. Seluruh hasil kemudian dievaluasi menggunakan ketiga metrik tersebut.

Tabel 6. Ringkasan Hasil Evaluasi Model

Sequence Length	Hidden Unit	Epoch	Batch Size	MAE	RMSE	MAPE (%)
30	64	50	32	270.26	423.46	0.7073
30	32	50	32	275.10	428.52	0.7201
7	64	100	32	275.07	423.27	0.7226
30	64	100	32	285.26	429.24	0.7502
30	32	100	32	298.30	441.41	0.7849
7	64	50	32	322.79	468.74	0.8506
7	32	100	32	331.55	470.85	0.8751
7	32	50	32	358.55	498.77	0.9460

Berdasarkan Tabel 6, konfigurasi terbaik adalah *sequence length* 30 hari, 64 *hidden units*, 50 *epoch* dan *batch size* 32 dengan MAE 270,26, RMSE 423,46 dan MAPE 0,7073%. Konfigurasi dengan kinerja terendah adalah *sequence length* 7 hari, 32 *hidden units* dan 50 *epoch*, dengan MAE 358,55, RMSE 498,77, dan MAPE 0,9460%. Dibandingkan konfigurasi terendah ini, model terbaik menurunkan MAE sebesar 24,62%, RMSE sebesar 15,10%, dan MAPE sebesar

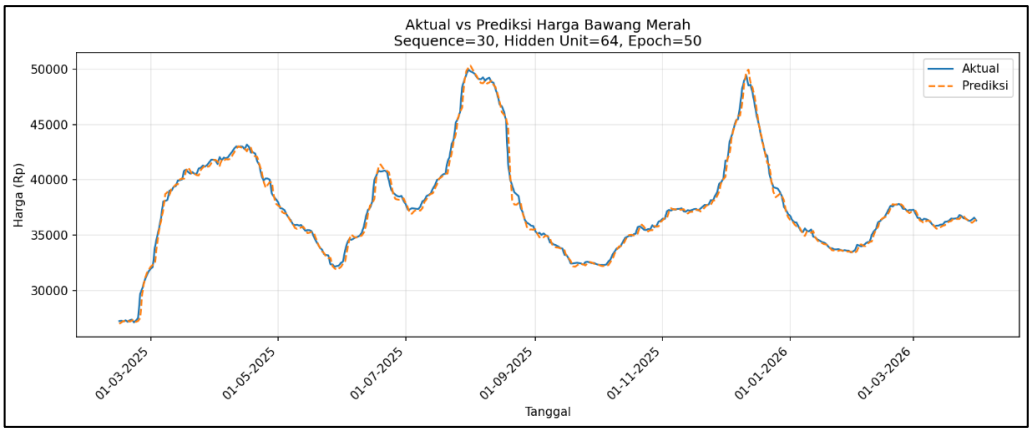
Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2584
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

25,23%. Seluruh konfigurasi menghasilkan MAPE di bawah 1%, sehingga model secara umum memiliki tingkat ketepatan yang tinggi. Konfigurasi terbaik dipilih untuk tahap selanjutnya.

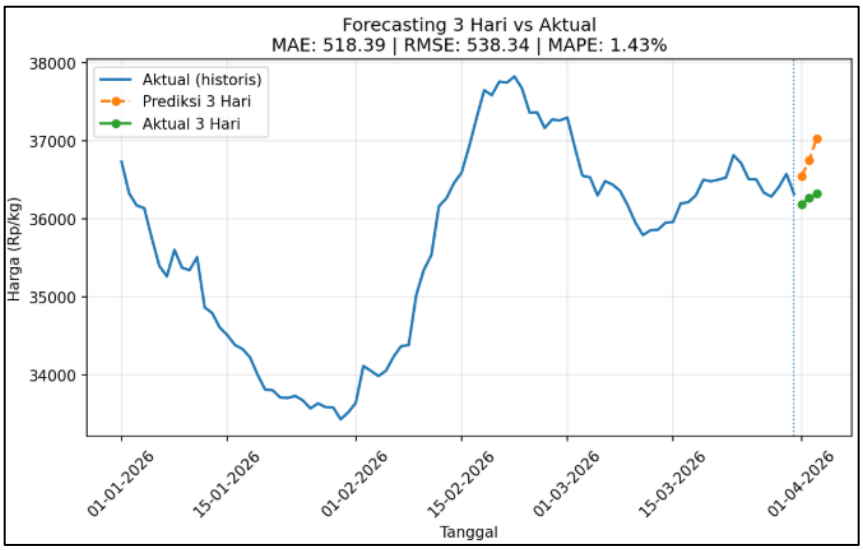
3.5 Hasil Pengujian dan Prediksi

Berdasarkan proses evaluasi, konfigurasi yang dipilih menggunakan *sequence length* 30 hari, 64 *hidden units*, *epoch* 50, serta *batch size* 32. Susunan tersebut selanjutnya digunakan untuk melakukan estimasi harga selama tiga hari mendatang melalui teknik *recursive forecasting*. Pada mekanisme ini, satu nilai diramalkan terlebih dahulu, kemudian hasilnya dimasukkan kembali sebagai bagian dari urutan input untuk memperoleh estimasi periode berikutnya. Proses yang sama diulang sampai diperoleh ramalan untuk tiga hari. Pada tahap evaluasi 1–3 April 2026, keluaran model dibandingkan dengan observasi sebenarnya pada tanggal yang sama. Dengan demikian, ketepatan ramalan tidak hanya diperiksa melalui data pengujian historis, tetapi juga melalui hasil *forecasting* di luar rangkaian tersebut.



Gambar 6. Aktual vs Prediksi Skenario Terbaik

Gambar 6 memperlihatkan hubungan antara observasi harga sebenarnya dan keluaran GRU pada himpunan pengujian sepanjang pertengahan Maret 2025 sampai Maret 2026. Secara umum, kedua kurva bergerak berdekatan, termasuk ketika terjadi kenaikan tajam sekitar Juli 2025 serta perubahan pada periode akhir 2025 hingga awal 2026. Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur dapat mengikuti perubahan pola dengan cukup responsif, baik ketika nilai bergerak relatif stabil maupun saat terjadi perubahan tren secara mendadak. Dari evaluasi numerik diperoleh MAE 270,26, RMSE 423,46 dan MAPE 0,7073%. MAPE yang berada di bawah 1% menunjukkan bahwa rata-rata deviasi terhadap observasi referensi tergolong kecil sehingga performa estimasi satu langkah dapat dikategorikan sangat baik.



Gambar 7. Prediksi 3 Hari

Gambar 7 menampilkan keluaran *recursive forecasting* untuk 1–3 April 2026 yang disandingkan dengan nilai observasi pada hari yang sama. Secara keseluruhan, arah ramalan mengikuti kecenderungan kenaikan yang terjadi menjelang awal April 2026. Walaupun terdapat selisih pada setiap titik, perbedaan tersebut masih relatif terbatas. Hasil evaluasi memberikan MAE sebesar 518,39, RMSE 538,34, dan MAPE 1,43%. Nilai kesalahan pada tahap ini lebih tinggi dibandingkan pengujian satu langkah karena keluaran hari sebelumnya digunakan kembali untuk memperkirakan hari sesudahnya. Meskipun demikian, MAPE sebesar 1,43% masih memperlihatkan bahwa arsitektur mampu memberikan perkiraan jangka pendek yang cukup dekat dengan observasi sebenarnya.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2585
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2577-2589
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1374

Tabel 7. Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Recursive Forecasting GRU

Tanggal	Harga Aktual (Rp/kg)	Harga Prediksi (Rp/kg)	Selisih (Rp/kg)
1 April 2026	36.183,00	36.543,82	360,82
2 April 2026	36.265,00	36.748,19	483,19
3 April 2026	36.319,00	37.030,17	711,17

Berdasarkan Tabel 7, selisih antara harga prediksi dan aktual meningkat dari Rp360,82 pada 1 April menjadi Rp711,17 pada 3 April 2026. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa penyimpangan prediksi bertambah selama horizon peramalan. Salah satu faktor yang dapat memengaruhi kondisi ini adalah mekanisme rekursif, yaitu penggunaan hasil prediksi periode sebelumnya sebagai masukan untuk periode berikutnya. Berbeda dengan prediksi satu langkah yang menggunakan observasi aktual sebelumnya, mekanisme rekursif memungkinkan kesalahan prediksi pada suatu periode memengaruhi hasil periode selanjutnya.

Meskipun terdapat kecenderungan *overestimation*, nilai MAPE sekitar 1,43% menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan persentase selama tiga hari pengamatan relatif rendah. Hasil ini memperlihatkan bahwa model GRU dapat mengikuti arah kenaikan harga dalam periode peramalan tersebut, tetapi besarnya selisih prediksi juga perlu diperhatikan. Oleh karena itu, kinerja model pada *recursive forecasting* perlu dinilai berdasarkan kedekatan nilai prediksi terhadap aktual sekaligus kemampuannya mempertahankan ketepatan sepanjang horizon peramalan.

3.6 Pembahasan

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 6, konfigurasi GRU dengan *sequence length* 30 hari, 64 *hidden units*, 50 *epoch* dan *batch size* 32 memperoleh kinerja terbaik. Konfigurasi tersebut menghasilkan MAE sebesar 270,26, RMSE sebesar 423,46 dan MAPE sebesar 0,7073%. Nilai ketiga metrik tersebut menunjukkan bahwa konfigurasi ini memberikan tingkat kesalahan yang relatif rendah dibandingkan konfigurasi lainnya. Oleh karena itu, konfigurasi tersebut dipilih sebagai model terbaik berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan.

Hasil eksperimen juga menunjukkan bahwa penggunaan *sequence length* 30 hari cenderung menghasilkan kinerja yang lebih baik dibandingkan *sequence length* 7 hari. Dari empat pasangan konfigurasi dengan kombinasi *hidden units* dan *epoch* yang sama, tiga pasangan menunjukkan nilai MAE, RMSE, dan MAPE yang lebih rendah ketika menggunakan riwayat 30 hari. Perbedaan paling jelas terlihat pada konfigurasi 32 *hidden units* dan 50 *epoch* dengan penurunan MAPE dari 0,9460% menjadi 0,7201%. Meskipun demikian, hasil tersebut tidak berlaku pada seluruh konfigurasi. Pada penggunaan 64 *hidden units* dan 100 *epoch*, *sequence length* 7 hari menghasilkan MAPE sebesar 0,7226%, sedikit lebih rendah dibandingkan penggunaan 30 hari sebesar 0,7502%. Secara keseluruhan, rata-rata MAPE pada *sequence length* 30 hari mencapai 0,7406%, sedangkan pada 7 hari sebesar 0,8486%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa penggunaan riwayat yang lebih panjang cenderung membantu model dalam mengenali pola perubahan harga. Namun, pengaruhnya tetap bergantung pada kombinasi parameter lain yang digunakan.

Kecenderungan tersebut sejalan dengan penelitian Saputra et al dalam penelitian berjudul "Penerapan Deep Learning Menggunakan Gated Recurrent Unit untuk Memprediksi Harga Minyak Mentah Dunia" [26] . Penelitian tersebut membandingkan 72 skenario dengan variasi *lookback* 5 hingga 30 hari dan memperoleh rata-rata MAPE terendah pada *lookback* 30 hari, yaitu 3,29%. Nilai tersebut lebih rendah dibandingkan *lookback* 5 hari sebesar 3,735% dan 10 hari sebesar 3,486%. Model dengan kinerja terbaik juga menggunakan *lookback* 30 hari dan menghasilkan MAPE sebesar 2,25%. Meskipun demikian, peningkatan panjang *lookback* tidak selalu diikuti penurunan MAPE secara konsisten, karena nilai rata-rata MAPE sempat meningkat pada *lookback* 20 dan 25 hari sebelum kembali menurun pada 30 hari. Temuan ini memperlihatkan bahwa panjang riwayat masukan dapat memengaruhi kinerja GRU, tetapi pengaruhnya tidak selalu linear. Dalam penelitian ini, pengujian hanya mencakup *sequence length* 7 dan 30 hari sehingga belum dapat ditentukan panjang urutan yang paling optimal di antara kedua nilai tersebut maupun di luar rentang pengujian.

Selain panjang urutan masukan, jumlah *epoch* juga menunjukkan pengaruh terhadap hasil prediksi. Pada konfigurasi dengan *sequence length* 30 hari dan 64 *hidden units*, peningkatan jumlah *epoch* dari 50 menjadi 100 menyebabkan MAPE meningkat dari 0,7073% menjadi 0,7502%. Hasil ini menunjukkan bahwa penambahan jumlah *epoch* tidak selalu menghasilkan peningkatan kinerja model. Temuan serupa diteliti oleh Atharsyah dan Romli dalam penelitian berjudul "Implementasi Model LSTM, GRU, BiLSTM, dan BiGRU dalam Prediksi Harga Nikel" [27]. Dengan *batch size* 32 dan optimizer Adam, model GRU menghasilkan RMSE ternormalisasi yang lebih rendah pada 50 *epoch* dibandingkan 100 *epoch*, baik pada *learning rate* 0,001 maupun 0,01. Pola serupa juga ditemukan pada model BiGRU untuk kedua nilai *learning rate* tersebut. Kesamaan kecenderungan ini menunjukkan bahwa penambahan jumlah *epoch* perlu dievaluasi berdasarkan hasil pengujian, karena jumlah pelatihan yang lebih besar tidak secara otomatis menghasilkan model dengan kesalahan prediksi yang lebih rendah.

Pengaruh jumlah *hidden units* juga terlihat pada hasil eksperimen. Pada *sequence length* 30 hari dan 50 *epoch*, penggunaan 64 *hidden units* menghasilkan MAE, RMSE dan MAPE yang lebih rendah dibandingkan penggunaan 32 *hidden units*. Hasil ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah unit tersembunyi dapat memberikan manfaat pada konfigurasi tertentu. Perbandingan dengan penelitian Lim dan Handayani mengenai penerapan LSTM dan GRU untuk prediksi harga cabai merah menunjukkan bahwa pengaruh jumlah unit tersembunyi tidak selalu konsisten [28] . Pada skenario data latih 80%, GRU dengan 64 *hidden units* menghasilkan MAE sebesar 1154,124 dan RMSE sebesar 2645,193. Namun, GRU dengan 128 dan 256 *hidden units* menghasilkan MAE masing-masing sebesar 2264,752 dan 2204,769, lebih tinggi daripada konfigurasi 32 *hidden units* yang menghasilkan MAE sebesar 1098,141. Hasil tersebut

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

mengindikasikan bahwa penambahan kapasitas model tidak selalu meningkatkan akurasi prediksi. Dalam penelitian ini, jumlah unit tersembunyi yang diuji hanya 32 dan 64 sehingga pengaruh penggunaan unit dalam jumlah lebih besar belum dapat diketahui dan dapat menjadi bahan pengujian pada penelitian selanjutnya.

Secara keseluruhan, seluruh konfigurasi GRU yang diuji menghasilkan MAPE di bawah 1%. Hasil ini menunjukkan bahwa persentase kesalahan prediksi relatif rendah pada skenario pengujian yang digunakan. Meskipun demikian, perbedaan nilai MAE, RMSE dan MAPE antarkonfigurasi memperlihatkan bahwa pemilihan *hyperparameter* berperan dalam menentukan kinerja model. Berdasarkan hasil eksperimen, konfigurasi dengan *sequence length* 30 hari, 64 *hidden units* dan 50 *epoch* memberikan hasil terbaik di antara delapan konfigurasi yang diuji. Kesimpulan tersebut terbatas pada rentang parameter dan skenario pengujian dalam penelitian ini, sehingga belum dapat digeneralisasikan sebagai konfigurasi paling optimal untuk seluruh data deret waktu.

4. KESIMPULAN

Gated Recurrent Unit (GRU) pada deret satu variabel berhasil diterapkan untuk mengestimasi harga bawang merah di Provinsi Jawa Timur berdasarkan data harian 1 Januari 2015 sampai 31 Maret 2026. Dari delapan konfigurasi *hyperparameter* yang diuji, kinerja terbaik diperoleh pada *sequence length* 30 hari, 64 *hidden units*, 50 *epoch*, dan *batch size* 32, dengan MAE 270,26, RMSE 423,46, dan MAPE 0,7073%. Seluruh konfigurasi menghasilkan MAPE di bawah 1%, sehingga model memiliki tingkat ketepatan yang tinggi. Pengujian juga menunjukkan bahwa 64 *hidden units* secara konsisten lebih baik daripada 32 unit, *sequence* 30 hari pada umumnya lebih baik daripada 7 hari, dan penambahan *epoch* tidak selalu memperbaiki kinerja. Konfigurasi terpilih kemudian digunakan pada *recursive forecasting* untuk 1–3 April 2026. Estimasi naik dari Rp36.543,82/kg menjadi Rp37.030,17/kg, dengan MAE 518,39, RMSE 538,34, dan MAPE 1,43% terhadap data aktual. Kesalahan ini lebih tinggi daripada pengujian satu langkah karena *error* menumpuk pada mekanisme rekursif, tetapi masih tergolong rendah sehingga GRU layak digunakan untuk estimasi jangka pendek.

5. PERNYATAAN PENULIS

5.1 Kontribusi Penulis

Konseptualisasi: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Metodologi: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Perangkat Lunak: S. S. W.;
Validasi: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Analisis Formal: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Investigasi: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Sumber Daya: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Kurasi Data: S. S. W.;
Penulisan Draf Awal: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Penulisan, Peninjauan, dan Penyuntingan: S. S. W., B. N., dan C. A. P.;
Visualisasi: S. S. W.;
Seluruh penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang telah diterbitkan.

5.2 Ketersediaan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari SISKAPERBAPO Provinsi Jawa Timur. Dataset hasil pengolahan yang mendukung penelitian ini tersedia berdasarkan permintaan kepada penulis korespondensi.

5.3 Pendanaan

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal

5.4 Pernyataan Dewan Peninjau Institusional

Tidak Berlaku (Not applicable).

5.5 Pernyataan Persetujuan Berdasarkan Informasi

Tidak Berlaku (Not applicable).

5.6 Pernyataan Konflik Kepentingan

Para penulis menyatakan bahwa mereka tidak memiliki kepentingan keuangan yang bersaing atau hubungan pribadi yang diketahui yang dapat dianggap memengaruhi pekerjaan yang dilaporkan dalam artikel ini.

5.7 Penggunaan AI Generatif dan Teknologi Berbantuan AI dalam Proses Penulisan

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Para penulis menggunakan AI Generatif untuk meningkatkan kejelasan penulisan dalam artikel ini. Para penulis telah meninjau dan menyunting konten yang dihasilkan dengan bantuan AI serta bertanggung jawab penuh atas versi akhir publikasi.

REFERENCES

[1] T. Y. Primatama, "Tinjauan Literatur: Kasgot dan Pemberian PGPR (Plant Growth Promoting Rhizobacteria) Terhadap Pertumbuhan dan Produksi Bawang Merah (Allium ascalonicum L.)," *Jurnal Ilmiah Pertanian (JIPERTA)*, vol. 7, no. 2, pp. 263–269, 2025, doi: 10.31289/jiperta.v7i2.6012.

[2] V. Theresia, A. Fariyanti, and N. Tinaprilla, "Analisis Persepsi Petani Terhadap Penggunaan Benih Bawang Merah Lokal dan Impor di Kabupaten Cirebon, Jawa Barat," *Jurnal Penyuluhan*, vol. 12, no. 1, pp. 74–88, 2016, doi: 10.25015/penyuluhan.v12i1.11324.

[3] K. Mawadah and A. Oktaviarina, "Perbandingan Model ARIMA dan Hybrid ARIMA-Random Forest untuk Peramalan Harga Bawang Merah Harian di Provinsi Jawa Timur," *Imajiner: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 8, no. 2, pp. 462–476, 2026, doi: 10.26877/imajiner.v8i2.26800.

[4] N. R. Sari and Y. Agustina, "Analisis Volatilitas Harga Bawang Merah di Kabupaten Kediri," *Agricore: Jurnal Agribisnis dan Sosial Ekonomi Pertanian Unpad*, vol. 10, no. 2, pp. 515–526, 2025, doi: 10.24198/agricore.v10i2.65263.

[5] F. A. Putri, Anisa, E. H. Fanida, and R. A. Fitrie, "Ketidakstabilan Harga Bawang Merah dan Kondisi Pendapatan Petani di Kabupaten Nganjuk," *Sultan Adam: Jurnal Hukum dan Sosial*, vol. 4, no. 1, pp. 615–622, 2026, doi: 10.71456/sultan.v4i1.1884.

[6] N. S. Jubaedah, "Penanganan Instabilitas Pasokan Aneka Cabai dan Bawang Merah untuk Menekan Inflasi," *Jurnal Perencanaan Pembangunan Pertanian*, vol. 2, no. 2, pp. 1–11, 2025, [Online]. Available: https://epublikasi.pertanian.go.id/berkala/jp3/article/view/4194

[7] Y. Perdana, N. R. Hanum, A. Rabiula, and Y. Anzari, "Analisis Perbandingan Model GRU dan LSTM untuk Prediksi Harga Saham Bank Rakyat Indonesia," *Jurnal Akademika*, vol. 17, no. 2, pp. 54–60, 2025, doi: 10.53564/akademika.v17i2.1692.

[8] A. N. Mulyani and G. Ghufron, "Implementasi Prediksi Harga Saham Menggunakan Model Gated Recurrent Unit (GRU) Pada Perusahaan Sektor Properti," *Nusantara of Engineering (NOE)*, vol. 8, no. 02, pp. 457–464, 2025, doi: 10.29407/noe.v8i02.24732.

[9] R. A. S. Anees, N. M. Khoirani, S. F. P. Annisa, and H. A. Rusyda, "Peramalan Harga Bawang Merah di Pasar Tradisional Sulawesi Selatan dengan Metode ARIMA," *Jurnal Agribisnis*, vol. 24, no. 2, pp. 274–287, 2022, doi: 10.31849/agr.v24i2.8670.

[10] N. Rofiq and A. Salim, "Prediksi Harga Bawang Merah menggunakan Algoritma Fuzzy Inference System (FIS)," *RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, vol. 3, no. 4, pp. 154–162, 2023, doi: 10.30865/resolusi.v3i4.677.

[11] Nurwahidah, P. L. Lokapitasari, and H. Darwis, "Implementasi Algoritma Neural Network untuk Memprediksi Harga Bawang Merah di Kabupaten Bima," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 4, no. 2, pp. 112–119, 2023, doi: 10.33096/busiti.v4i2.1661.

[12] M. Oni, M. D. Lauro, A. Winata, and T. Handhayani, "Analysis and Forecasting of Foodstuffs Prices in Bandung Using Gated Recurrent Unit," *Jurnal Esensi Infokom: Jurnal Esensi Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, vol. 7, no. 2, pp. 109–118, 2023, doi: 10.55886/infokom.v7i2.651.

[13] M. S. Yordania, Asrianda, and Maryana, "Perbandingan Hasil Implementasi Metode ARIMA dan GRU dalam Memprediksi Harga Cabai Merah Keriting di Kota Lhokseumawe," *INOMATEC: Jurnal Inovasi dan Kajian Multidisipliner Kontemporer*, vol. 1, no. 8, pp. 947–956, 2026, [Online]. Available: https://portalpublikasi.com/index.php/inomatec/article/view/1490

[14] A. Y. Nugroho, "Penerapan Teknik Analisis Data untuk Prediksi Penjualan Exploratory Data Analysis (EDA)," *JIMU: Jurnal Ilmiah Multidisipliner*, vol. 2, no. 3, pp. 922–929, 2024, [Online]. Available: https://ojs.smkmerahputih.com/index.php/jimu/article/view/525

[15] R. Oktafiani, A. Hermawan, and D. Avianto, "Pengaruh Komposisi Split Data terhadap Performa Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Machine Learning," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 19–28, 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i1.622.

[16] P. Arsi, T. Astuti, D. Rahmawati, and P. Subarkah, "Implementasi Sliding Window Algorithm pada Prediksi Kurs berbasis Neural Network," *DoubleClick: Journal of Computer and Information Technology*, vol. 6, no. 1, pp. 51–59, 2022, doi: 10.25273/doubleclick.v6i1.13496.

[17] R. S. Andromeda and N. A. S. Winarsih, "Perbandingan Kinerja Metode LSTM dan GRU dalam Prediksi Harga Close Cryptocurrency," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 14, no. 1, pp. 366–379, 2025, doi: 10.32520/stmsi.v14i1.4880.

[18] Subairi, A. P. Sari, and E. P. Mandyartha, "Optimasi Hyperparameter Model GRU untuk Prediksi Harga Saham ANTM," *ILKOMNIKA: Journal of Computer Science and Applied Informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 484–494, 2025, doi: 10.28926/ilkomnika.v7i3.817.

[19] M. W. Hidayat, H. Hidayat, and E. D. Priyana, "Implementation of QFD and Kano Methods in an Effort to Improve the Quality of UNOWEN Temulawak Products," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 9, no. 2, pp. 626–635, Apr. 2025, doi: 10.70609/gtech.v9i2.6567.

[20] R. Hidayat, Nurmalitasari, and R. D. Irawan, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Metode Deep Learning GRU dan LSTM," *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 20, no. 1, pp. 37–50, 2026, doi: 10.33365/jtk.v20i1.474.

[21] A. P. Meriani and A. Rahmatulloh, "Perbandingan Gated Recurrent Unit (GRU) dan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Linear Refression dalam Prediksi Harga Emas Menggunakan Model Time Series," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 1, pp. 468–475, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3808.

[22] A. Tholib, N. K. Agusmawati, and F. Khoiriyah, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode LSTM dan GRU," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, pp. 620–627, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3.3250.

[23] V. Komaria, N. El Maidah, and M. A. Furqon, "Prediksi Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Lee," *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, vol. 12, no. 2, pp. 37–47, 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i2.10644.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2588
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.



[24] I. F. Amri *et al.*, "Prediksi Harga Beras di Pasar Grosir Indonesia Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters," *Jurnal Gaussian*, vol. 14, no. 1, pp. 31–41, 2025, doi: 10.14710/j.gauss.14.1.31-41.
[25] B. Al badi, M. A. Bianto, R. N. Rohman, and M. S. Alamsyah, "Sistem Prediksi Harga Komoditas Cabai di Wilayah Jawa Timur Menggunakan Simple Moving Average," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, pp. 2261–2269, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.7345.
[26] N. W. Saputra, F. Insani, S. Agustian, and S. Sanjaya, "Penerapan Deep Learning Menggunakan Gated Recurrent Unit Untuk Memprediksi Harga Minyak Mentah Dunia," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 5, no. 1, Jun. 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3552.
[27] Muhammad Atharsyah and Moh. A. Romli, "Implementasi Model Lstm, Gru, Bilstm, Dan Bigru Dalam Prediksi Harga Nikel," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, vol. 7, no. 2, pp. 413–420, Nov. 2024, doi: 10.36595/jire.v7i2.1317.
[28] M. Lim and T. Handhayani, "Penerapan Lstm Dan Gru Untuk Prediksi Harga Cabai Merah Di Kota Jawa Timur," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 2, Apr. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6467.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2589
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.