

Prediksi Harga Bawang Merah di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Model Neural Prophet

Anna Aulia Mahira^{*}, Marizsa Herlina

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

annaauliamahira2003@gmail.com, marizsa.herlina@unisba.co.id

Abstract. Shallot prices in West Java Province experience significant fluctuations due to seasonal factors, distribution, and market demand. This price uncertainty impacts farmers, traders, and consumers, necessitating accurate forecasting methods to support decision-making. This study used the Neural Prophet model, a deep learning-based time series method that combines trend, seasonality, and autoregression components. The data used were daily shallot prices from May 1 to July 16, 2025, from the National Food Agency. The research process included training the Neural Prophet model with weekly seasonal parameters, trend changepoints, and autoregression components. The data was divided into 80% for training and 20% for testing. Model evaluation was performed using the Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE) metrics. The forecasting results showed that the model was able to predict prices well, as indicated by an MAE value of Rp381.71 and an RMSE of Rp477.51. Price predictions for the next three days show a relatively stable trend: Rp28,024.01 on July 17, 2025, Rp27,896.52 on July 18, 2025, and Rp28,259.65 on July 19, 2025. These results indicate that the Neural Prophet model is effective for short-term forecasting of shallot prices and can be used as a tool in policymaking and distribution planning in the agricultural sector.

Keywords: *Neural Prophet, price forecasting, shallots..*

Abstrak. Harga bawang merah di Provinsi Jawa Barat mengalami fluktuasi yang cukup tinggi akibat faktor musiman, distribusi, dan permintaan pasar. Ketidakpastian harga ini berdampak pada petani, pedagang, hingga konsumen, sehingga diperlukan metode peramalan yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan. Penelitian ini menggunakan model *Neural Prophet*, yakni metode deret waktu berbasis deep learning yang menggabungkan komponen tren, musiman, dan autoregresi. Data yang digunakan berupa harga harian bawang merah periode 1 Mei hingga 16 Juli 2025 dari Badan Pangan Nasional. Proses penelitian mencakup pelatihan model *Neural Prophet* dengan parameter musiman mingguan, titik perubahan tren (changepoints), dan komponen autoregresi. Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Hasil peramalan menunjukkan bahwa model mampu memprediksi harga dengan baik, ditandai dengan nilai MAE sebesar Rp381,71 dan RMSE sebesar Rp477,51. Prediksi harga untuk tiga hari ke depan menunjukkan tren yang relatif stabil: pada 17 Juli 2025 sebesar Rp28.024,01, pada 18 Juli 2025 sebesar Rp27.896,52, dan pada 19 Juli 2025 sebesar Rp28.259,65. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Neural Prophet* efektif untuk peramalan jangka pendek harga bawang merah, dan dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan kebijakan serta perencanaan distribusi di sektor pertanian.

Kata Kunci: *Neural Prophet, peramalan harga, bawang merah..*

A. Pendahuluan

Bawang merah merupakan komoditas hortikultura penting di Indonesia yang sangat dibutuhkan oleh masyarakat karena perannya sebagai bahan pokok dalam hampir setiap masakan. Di Provinsi Jawa Barat, permintaan bawang merah tinggi, namun harga di pasaran sangat fluktuatif. Penurunan produksi di sentra utama seperti Garut, Cirebon, dan Majalengka akibat perubahan cuaca telah menyebabkan lonjakan harga yang signifikan, bahkan mencapai Rp40.000/kg saat pasokan berkurang (BPS Jawa Barat, 2024). Selain itu, persoalan distribusi turut memperparah ketidakstabilan harga harian.

Distribusi yang tidak efisien dan lambat dari daerah produksi ke pusat-pusat konsumsi seperti Bandung dan Bekasi menyebabkan lonjakan harga yang tajam. Menurut Dinas Ketahanan Pangan Provinsi Jawa Barat (2023), gangguan pada rantai pasok ini menjadi salah satu penyebab utama harga harian yang tidak stabil. Oleh karena itu, diperlukan strategi pengelolaan pasokan dan pendekatan prediktif berbasis data untuk mengantisipasi gejolak harga yang tiba-tiba dan mendadak.

Salah satu model prediksi deret waktu yang populer adalah Facebook Prophet, yang dikembangkan oleh Taylor dan Letham (2017). Prophet efektif dalam memodelkan tren non-linier dan pola musiman, serta dirancang agar mudah digunakan tanpa banyak pra-pemrosesan data. Namun, Prophet memiliki keterbatasan dalam menangani ketergantungan waktu yang kompleks karena tidak mengakomodasi komponen autoregresif. Untuk mengatasi kekurangan ini, dikembangkanlah *Neural Prophet* oleh Triebe et al. (2021), yang merupakan penggabungan antara struktur Prophet dan kemampuan *neural network*.

Neural Prophet menawarkan berbagai fitur tambahan seperti *autoregressive network* (AR-Net), pembelajaran musiman non-linier, serta integrasi dengan PyTorch, sehingga mampu memodelkan data historis yang kompleks dengan lebih baik. Model ini terbukti lebih fleksibel dan akurat dalam menangkap pola musiman jangka panjang. Penggunaannya dalam berbagai studi, seperti prediksi indeks NO₂ di Jakarta (Togatorop et al., 2023) dan suhu permukaan laut di Bunaken (Syahrina et al., 2024), menunjukkan performa yang baik dengan nilai MAE dan RMSE yang rendah, memperkuat relevansinya untuk sektor pertanian.

Melihat kompleksitas faktor yang memengaruhi harga bawang merah di Jawa Barat, penelitian ini bertujuan memprediksi harga bawang merah menggunakan model *Neural Prophet*. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat dihasilkan prediksi yang lebih akurat, guna mendukung pengambilan kebijakan yang efektif oleh pemerintah dan pelaku pasar. Selain itu, pemanfaatan teknologi ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi, mengurangi risiko, dan memperkuat ketahanan pangan melalui pengelolaan harga yang lebih stabil.

B. Metode

Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari website Badan Pangan Nasional (BAPANAS). panelharga.badanpangan.go.id

Neural Network

Neural Network adalah model komputasi yang meniru cara kerja otak manusia, terdiri dari neuron-neuron yang saling terhubung untuk memproses informasi. Model ini mampu mengenali pola tersembunyi dan membangun hubungan non-linear yang kompleks, sehingga sering digunakan dalam klasifikasi, regresi, dan prediksi (Haykin, 2009). Dengan algoritma pembelajaran seperti backpropagation, *Neural Network* menyesuaikan bobot koneksi untuk meningkatkan akurasi, menjadikannya pendekatan penting dalam *machine learning* dan *deep learning* (Triebe et al., 2021).

Neural Prophet

Neural Prophet adalah pustaka open-source berbasis PyTorch yang menggabungkan regresi linear, komponen autoregresif, dan jaringan saraf untuk peramalan deret waktu. Dikembangkan sebagai penyempurnaan dari Facebook Prophet, model ini bersifat modular dan tetap mempertahankan interpretabilitas meski mampu menangkap pola data yang lebih kompleks (Triebe et al., 2021). Secara sistematis, model *Neural Prophet* dirumuskan sebagai berikut:

$$y_t = T(t) + S(t) + A(t) \quad \dots(1)$$

Keterangan

y_t : Hasil prediksi
 $T(t)$: Tren dalam waktu t
 $S(t)$: Efek musiman dalam waktu t

Autoregression (AR)

Model *Autoregression* (AR) merupakan metode statistik dalam analisis deret waktu yang memodelkan nilai suatu variabel berdasarkan nilai-nilai sebelumnya. Nilai saat ini dianggap sebagai kombinasi linier dari nilai masa lalu ditambah komponen error yang bersifat *white noise*. Dengan struktur yang sederhana namun efektif, model AR banyak digunakan untuk prediksi jangka pendek di bidang ekonomi, keuangan, dan meteorologi (Wilson, 2016). Bentuk umum *autoregressive* (AR) sebagai p bisa ditulis sebagai berikut:

$$y_t = c + w_1 y_{t-1} + w_2 y_{t-2} + \dots + w_p y_{t-p} + a_t \quad \dots(2)$$

Keterangan

y_t : Nilai prediksi
 c : Konstan
 $y_{(t-p)}$: p adalah jumlah *lag* yang digunakan untuk memprediksi y_t
 a_t : Banyaknya jumlah komponen eror
 w_p : Parameter AR, ke- p

AR-Net

AR-Net adalah model hibrida yang menggabungkan *autoregressive* dan *neural network* untuk menangkap hubungan nonlinier dalam deret waktu. Input berupa nilai-nilai masa lalu diproses melalui jaringan saraf untuk menghasilkan prediksi nilai saat ini ini (Triebe et al., 2021). Pada AR-Net, nilai y_t merupakan output dari jaringan saraf nonlinier yang dapat dituliskan sebagai:

$$A(t) = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}; \theta) \quad \dots(3)$$

Keterangan

f : Fungsi nonlinier yang dibentuk oleh struktur dan parameter jaringan saraf
 θ : Bobot dan bias dalam jaringan
 p : Jumlah lag yang digunakan

Tren

Dalam peramalan deret waktu, komponen tren berperan penting untuk mengidentifikasi arah jangka panjang data. *Neural Prophet* mengintegrasikan tren yang fleksibel, mampu menangkap pola linier maupun nonlinier, serta mendeteksi titik perubahan (*changepoints*) secara otomatis. Komponen tren ini dimodelkan sebagai fungsi linier terpotong (*piece-wise*) dengan perubahan laju pertumbuhan di titik-titik tertentu, sehingga efektif untuk menganalisis data deret waktu yang kompleks dan dinamis (Hindarto et al., 2023). *Changepoint* ditentukan dengan membagi data menjadi segmen dan menganalisis perubahan tren menggunakan selisih absolut, dengan ambang batas berdasarkan kuantil tinggi (Triebe et al., 2021). Selama pelatihan, bobot model disesuaikan menggunakan algoritma optimisasi seperti Adam hingga error prediksi diminimalkan. Persamaan umum tren $T(t)$ pada waktu t adalah sebagai berikut:

$$T(t) = (\delta_0 + \Gamma(t)^T \delta) \cdot t + (\rho_0 + \Gamma(t)^T \rho) \quad \dots(4)$$

Keterangan

δ_0 : Laju pertumbuhan awal (*initial growth rate*).
 $\delta = \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$: Vektor perubahan laju pertumbuhan pada setiap *changepoint*.
 $\Gamma(t) = \Gamma_1(t), \Gamma_2(t), \dots, \Gamma_n(t)$: Vektor indikator biner yang menyatakan apakah waktu t telah melewati *changepoint* ke- j atau belum.
 $\Gamma(t)^T \delta$: Seluruh perubahan laju pertumbuhan δ_j yang sudah terjadi hingga waktu t

$$\Gamma_j(t) = \begin{cases} 1, & \text{jika } t \geq c_j \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

ρ_0 : Offset awal tren.

$\rho = (\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n)$: Vektor penyesuaian offset, dihitung sebagai $\rho_j = -c_j \cdot \delta_j$ agar tren tetap kontinu antar segmen.

Musiman

Neural Prophet menangkap pola musiman deret waktu secara efisien dengan memungkinkan penyesuaian panjang periode musiman, seperti harian, mingguan, atau tahunan (Taylor & Letham, n.d.). Model ini mendukung dua jenis musiman: aditif, untuk fluktuasi tetap, dan multiplikatif, untuk fluktuasi yang meningkat seiring pertumbuhan tren. Pada musiman aditif, nilai musiman dijumlahkan ke tren, sedangkan pada musiman multiplikatif, nilai musiman dikalikan dengan tren. Pendekatan ini meningkatkan akurasi peramalan dengan menyesuaikan karakteristik musiman pada data. Fungsi musiman dinyatakan dalam bentuk:

$$S(t) = \sum_{p \in \mathbb{P}} S_p^*(t) = \bar{Y}_d - \bar{Y} \quad \dots(5)$$

$$S_p^*(t) = \begin{cases} S_p(t) \cdot T(t), & \text{jika musiman bersifat multiplikatif} \\ S_p(t), & \text{lainnya} \end{cases}$$

Keterangan

$S(t)$: Efek musiman

Himpunan $\mathbb{P}$: Mewakili semua periode musiman yang digunakan dalam model, seperti harian, mingguan, atau tahunan.

$S_p^*(t)$: Representasi musiman untuk periode tertentu, dan dapat bersifat aditif (ditambahkan langsung) atau multiplikatif (dikalikan dengan tren $T(t)$) tergantung pada konfigurasi model.

$\bar{Y}_d$: Rata-rata harga ke-d

$\bar{Y}$: Rata-rata total semua data

Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi, tanpa memperhatikan arah kesalahan. MAE mudah diinterpretasikan dan kurang sensitif terhadap nilai ekstrem, sehingga menjadi metrik evaluasi yang efektif dalam analisis prediksi (Chai & Draxler, 2014).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad \dots(6)$$

Keterangan

y_i : Nilai asli

$\hat{y}_i$: Nilai prediksi

n : Jumlah data

Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) adalah ukuran statistik yang digunakan untuk mengevaluasi keakuratan model prediksi atau peramalan dengan menghitung rata-rata dari kuadrat kesalahan (*error*) yang terjadi antara nilai yang diobservasi dan nilai yang diprediksi. RMSE memberikan gambaran seberapa besar perbedaan antara nilai aktual dan nilai yang diprediksi oleh model. RMSE dapat dicari dengan menggunakan rumus (Azmi, Hadi, and Soraya 2020) :

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

Keterangan

y_i : Nilai asli

$\hat{y}_i$: Nilai prediksi

n : Jumlah data

Pada penelitian ini, proses analisis data digunakan dengan bantuan *software python* dengan tahapan analisis sebagai berikut:

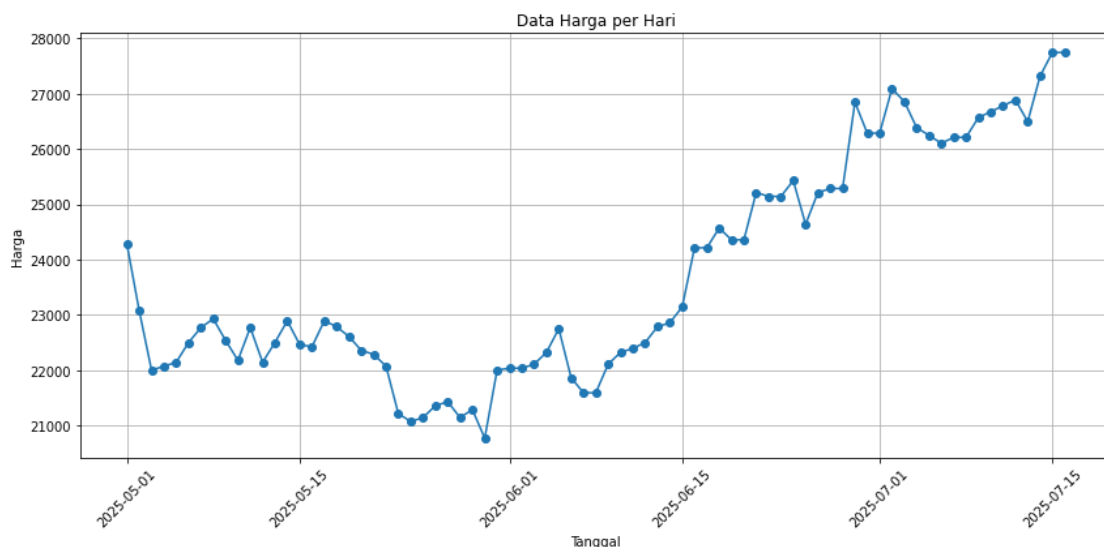
1. Persiapan data harga bawang merah Mei–Juli 2025 dibersihkan dan disusun dalam format ds (tanggal) dan y (harga).

2. Penyesuaian model disusun berdasarkan persamaan yang mencakup komponen tren, musiman, dan AR tanpa variabel eksternal.
 - a. Lag AR ditentukan melalui analisis PACF dan grid search.
 - b. Tren titik perubahan tren (*change points*) ditentukan otomatis dengan pendekatan kuantil ke-90.
 - c. Pola musiman diset dengan periode 7 hari.
 - d. Parameter latih menggunakan *Learning rate*, *epoch*, dan *fungsi loss* (MAE) ditetapkan eksplisit.
3. Pembagian data dibagi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian (*hold-out*).
4. Pelatihan Model dilakukan menggunakan data latih dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Bobot awal diinisialisasi (mis. Xavier).
 - b. Dilakukan forward pass dan hitung loss.
 - c. Backward pass dilakukan dan bobot diperbarui dengan Adam Optimizer.
5. Model diuji menggunakan data uji untuk mengukur kemampuan generalisasi.
6. Evaluasi model menggunakan MAE dan RMSE.
7. Model digunakan untuk memprediksi harga pada periode berikutnya.
Hasil prediksi dianalisis untuk menilai akurasi dan dijadikan dasar kesimpulan.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Identifikasi Plot Deret Waktu

Tujuan identifikasi plot deret waktu adalah untuk memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang pola data yang digunakan dalam penelitian.



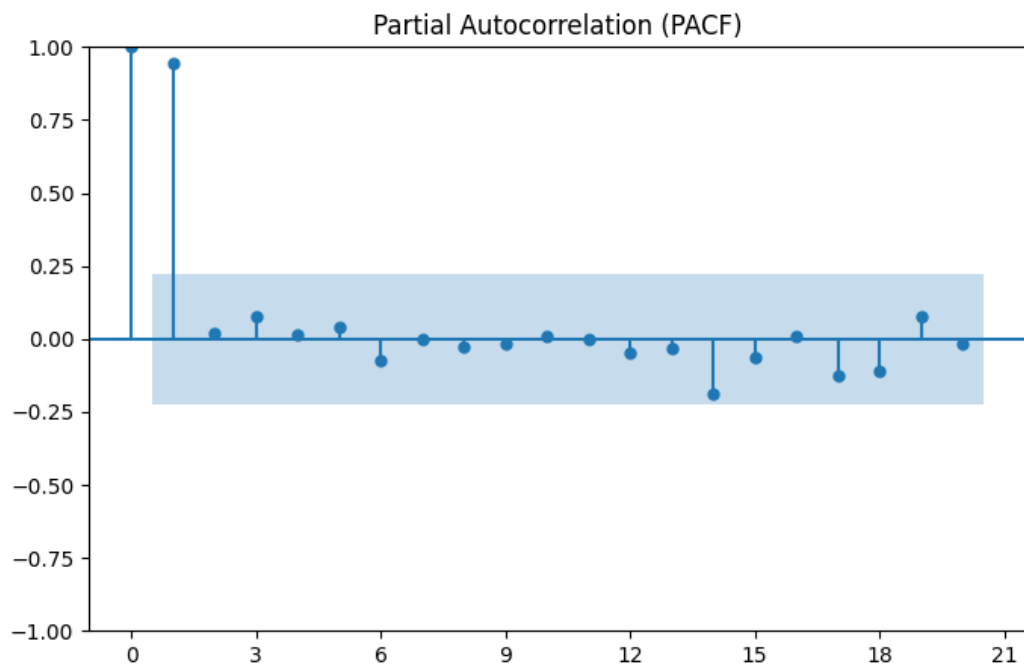
Gambar 1. Plot Data Deret Waktu Harga Bawang Merah di Jawa Barat

Gambar 1 menampilkan pergerakan harga bawang merah di Provinsi Jawa Barat dari 1 Mei hingga 16 Juli 2025, yang menjadi dasar dalam pembangunan model prediksi. Selama periode ini, terlihat adanya pola pergerakan harga yang berulang secara konsisten dalam siklus mingguan. Pola tersebut ditandai dengan kenaikan harga selama 2–3 hari, diikuti oleh penurunan selama 1–2 hari, sebelum kemudian kembali naik. Siklus naik-turun ini berulang dengan interval 5–7 hari, mencerminkan adanya ritme mingguan dalam dinamika harga bawang merah. Pola musiman mingguan ini diduga erat kaitannya dengan faktor siklus panen, aktivitas distribusi, dan hari pasar, yang memengaruhi fluktuasi harga secara periodik. Identifikasi pola berulang ini menjadi penting sebagai landasan dalam pemodelan komponen musiman pada proses peramalan.

Parameter Model

Jumlah Lag Pada Komponen Autoregresi (AR)

Penentuan jumlah lag pada komponen autoregresi (AR) dalam model *Neural Prophet* dilakukan dengan menggunakan analisis *Partial Autocorrelation Function* (PACF).



Gambar 2. Plot PACF

Berdasarkan Gambar 2, hanya lag 1 yang terlihat signifikan senilai 0.957728, sedangkan lag selanjutnya berada di dalam batas kepercayaan. Pola tersebut mengindikasikan bahwa komponen autoregresif (AR) yang paling sesuai adalah pada lag 1 atau disebut sebagai model AR(1).

Tren

Tabel 1. Hasil Perhitungan Tren

No.	Periode	Laju Tren (Δ)	Perubahan ($\Delta\Delta$)	Offset Komponen	Nilai Offset
1	1–2	-1.209	—	Intersep Awal (ρ_0)	24.286
2	2–3	-1.077	+132	Offset ρ_1	-132
3	3–23	-39.3	-171.3	Offset ρ_2	342
4	23–31	+98.25	+137.55	Offset ρ_3	-412.65
5	31–37	-1.36	-234.25	Offset ρ_4	-937
6	37–47	+2.35	+371	Offset ρ_5	-1.855
7	47–52	+2.00	-35	Offset ρ_6	210
8	52–60	+2.04	+4	Offset ρ_7	-28

Berdasarkan Tabel 1, harga bawang merah di Provinsi Jawa Barat menunjukkan adanya perubahan pola yang signifikan pada titik-titik waktu tertentu. Model *Neural Prophet* berhasil mengidentifikasi beberapa *changepoints* yang menandakan pergeseran tren, baik berupa kenaikan maupun penurunan harga. Dengan adanya pola tren ini, dapat disimpulkan bahwa harga bawang merah cenderung mengikuti arah tertentu dalam periode tertentu, sehingga informasi ini penting untuk mendukung strategi stabilisasi harga dan perencanaan distribusi.

Musiman

Tabel 2. Efek Musiman Harga Bawang Merah di Provinsi Jawa Barat

Hari	Rata-rata Harian (Rupiah)	Rata-rata Total (Rupiah)	Efek Musiman (Rupiah)
Senin	23.778,6364	23.718,377	60,2597
Selasa	23.918,1818	23.718,377	199,8052
Rabu	24.038,1818	23.718,377	319,8052
Kamis	23.762,8182	23.718,377	44,4416
Jumat	23.407,7273	23.718,377	-310,6493
Sabtu	23.475,0909	23.718,377	-243,2857
Minggu	23.648	23.718,377	-70,3766

Efek musiman harga bawang merah di Jawa Barat menunjukkan pola mingguan yang jelas, di mana harga cenderung lebih tinggi pada hari Selasa (199,81 Rupiah) dan Rabu (319,81 Rupiah), kemungkinan akibat peningkatan permintaan atau keterbatasan pasokan. Hari Senin dan Kamis juga menunjukkan efek positif meski lebih kecil. Sebaliknya, harga cenderung menurun pada hari Jumat, Sabtu, dan Minggu, dengan efek musiman negatif terbesar terjadi pada hari Jumat (-310,65 Rupiah). Pola ini menunjukkan bahwa harga naik di pertengahan minggu dan turun di akhir pekan, informasi yang penting untuk strategi distribusi dan penjualan bawang merah.

Parameter Pelatihan

Pelatihan model *Neural Prophet* dilakukan dengan penyesuaian parameter sesuai karakteristik data harga bawang merah harian di Jawa Barat untuk mengoptimalkan prediksi tren, musiman, dan autokorelasi. Model menggunakan komponen musiman harian dan mingguan secara aditif, serta autoregresif lag 1 berdasarkan analisis PACF. Rentang *changepoints* ditetapkan 0,9 untuk mendeteksi perubahan tren signifikan. *Learning rate* sebesar 0,1 dan 1000 epoch digunakan agar model belajar efektif dan stabil. Model dirancang memprediksi tiga periode ke depan, dengan parameter yang dipilih melalui eksperimen guna memastikan hasil prediksi yang akurat dan andal.

Evaluasi Model

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi	Nilai
MAE	381.710
RMSE	477.507

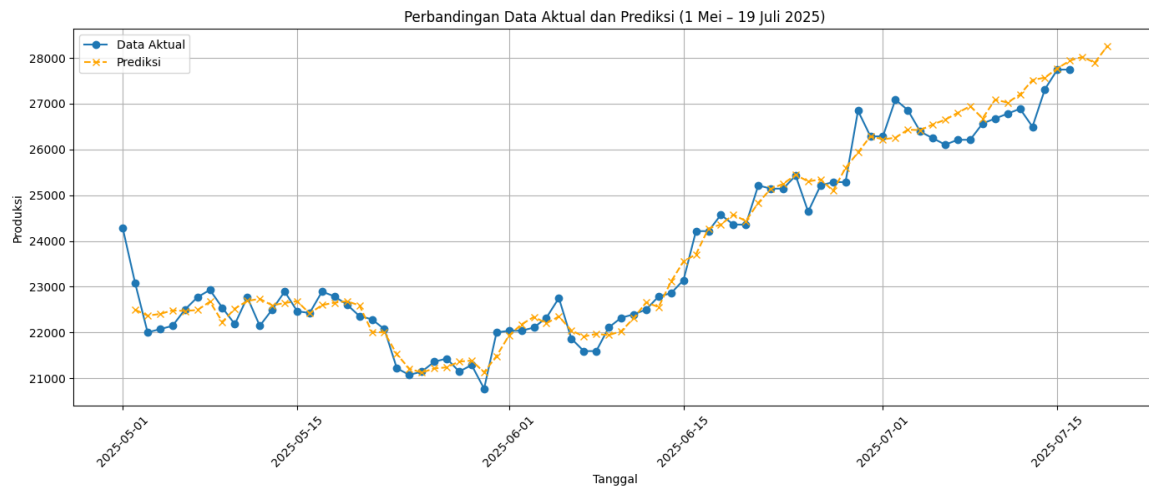
Hasil evaluasi menunjukkan MAE sebesar 381,710 dan RMSE sebesar 477,507, yang berarti model mampu memprediksi harga bawang merah dengan rata-rata selisih kesalahan sekitar 381–477 Rupiah. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dan dapat diandalkan untuk peramalan jangka pendek di Provinsi Jawa Barat.

Peramalan Harga Bawang Merah di Provinsi Jawa Barat

Tabel 4. Hasil Peramalan

Tanggal	Peramalan (Rupiah)
17 Juli 2025	28.024,01
18 Juli 2025	27.896,52
19 Juli 2025	28.259,65

Berdasarkan Tabel 4, didapatkan hasil peramalan pada 17 Juli 2025 sebesar Rp28.024,01, pada 18 Juli 2025 sebesar Rp27.896,52, dan pada 19 Juli 2025 sebesar Rp28.259,65. Berikut plot membandingkan data aktual dengan hasil prediksi.



Gambar 3. Plot Perbandingan Data Aktual Dengan Data Prediksi

Gambar 3 menunjukkan bahwa model *Neural Prophet* mampu mengikuti pola fluktuasi harga bawang merah di Jawa Barat dari 1 Mei hingga 19 Juli 2025 dengan baik. Model berhasil menangkap tren kenaikan dan penurunan harga meski ada sedikit deviasi, sehingga dapat diandalkan untuk mendukung perencanaan produksi, distribusi, dan kebijakan harga pangan.

Analisis dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan model *Neural Prophet* untuk memprediksi harga bawang merah di Provinsi Jawa Barat dengan memanfaatkan data harian dari 1 Mei hingga 19 Juli 2025. Hasil analisis menunjukkan bahwa model berhasil menangkap pola tren, musiman, dan autokorelasi dalam data dengan akurasi yang cukup baik. Kemampuan model *Neural Prophet* dalam menangkap pola tren dan musiman harga bawang merah menunjukkan bahwa model ini dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu bagi pelaku pasar dan pemerintah daerah dalam merencanakan produksi dan distribusi secara lebih efektif. Dengan prediksi yang lebih akurat, diharapkan fluktuasi harga yang ekstrem dapat diantisipasi lebih awal, sehingga mendukung upaya stabilisasi harga dan menjaga kesejahteraan petani maupun konsumen.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil peramalan pada model *Neural Prophet* berhasil memperkirakan harga bawang merah di Provinsi Jawa Barat untuk tiga hari ke depan, yaitu pada tanggal 17 hingga 19 Juli 2025. Harga yang diprediksi masing-masing, pada 17 Juli 2025 sebesar Rp28.024,01, pada 18 Juli 2025 sebesar Rp27.896,52, dan pada 19 Juli 2025 sebesar Rp28.259,65. Peramalan ini menunjukkan bahwa model mampu mengikuti fluktuasi harga harian dengan cukup akurat dan stabil. Nilai-nilai peramalan tersebut tidak menunjukkan lonjakan ekstrem, sehingga memperkuat keyakinan bahwa model dapat menangkap pola musiman dan tren jangka pendek yang terdapat pada data. Dengan tingkat kesalahan prediksi (MAE dan RMSE) yang rendah, model *Neural Prophet* dinilai efektif dan dapat diandalkan untuk membantu perencanaan distribusi dan pengambilan kebijakan harga komoditas bawang merah secara harian di Provinsi Jawa Barat.

Ucapan Terimakasih

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada Ibu Marizsa Herlina, S.Si., M.Sc, selaku dosen pembimbing yang telah memberikan saran pada penelitian ini, serta semua pihak terlibat yang telah membantu hingga penelitian ini dapat terselesaikan.

Daftar Pustaka

- Azmi, U., Hadi, Z. N., & Soraya, S. (2020). ARDL METHOD: Forecasting Data Curah Hujan Harian NTB. *Jurnal Varian*, 3(2), 73–82. <https://doi.org/10.30812/varian.v3i2.627>
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? -Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247–1250. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>
- Hindarto, D., Hendrata, F., & Hariadi, M. (2023). The application of Neural Prophet Time Series in predicting rice stock at Rice Stores. *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, 5(2), 668–681. <https://doi.org/10.47709/cnahpc.v5i2.2725>
- LAPORAN TAHUNAN NFA 2023. (n.d.).
- Lestari, T. S., & Sirodj, D. A. N. (2022). Klasifikasi Penipuan Transaksi Kartu Kredit Menggunakan Metode Random Forest. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 160–167. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.525>
- Paul, J., & Togatorop, E. (n.d.). *PREDIKSI INDEKS NITROGEN DIOKSIDA (NO₂) MENGGUNAKAN MODEL NEURALPROPHET STUDI KASUS DKI JAKARTA*. <https://doi.org/10.31258/jkfi.20.3.215-222>
- Perubahan Suhu Permukaan Laut dengan Neuralprophet di Taman Laut Bunaken, P., Alfi Syahrin, K., Emanuella Disera, T., Serena Gracella Nesty Youwe, A., Merdeka, J., Hari Saputra, A., Norman, Y., Redha Nugraheni Program Studi Meteorologi, I., & Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, S. (2024). *Prediction of Sea Surface Temperature Change Using Neural Prophet in Bunaken Marine Park*. <https://doi.org/10.30598/jlpvol3i>
- Refi Maulana Yusuf, & Dadi Ahmadi. (2022). Kampanye Budaya Beberes di Media Sosial Instagram. *Jurnal Riset Jurnalistik Dan Media Digital*, 151–158. <https://doi.org/10.29313/jrjmd.v2i2.1530>
- statistik-hortikultura-2023. (n.d.).
- Suhartina, N., & Sukarsih, I. (2024). Model SVEIR Penyebaran Penyakit Rabies Terhadap Anjing dengan Vaksinasi. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 2(1), 25–32.
- Taylor, S. J., & Letham, B. (n.d.). *Forecasting at Scale*. <https://doi.org/10.7287/peerj.preprints.3190v2>
- Taylor, S. J., & Letham, B. (2017). *Forecasting at scale*. <https://doi.org/10.7287/peerj.preprints.3190v2>
- Triebe, O., Hewamalage, H., Pilyugina, P., Laptev, N., Bergmeir, C., & Rajagopal, R. (2021a). *NeuralProphet: Explainable Forecasting at Scale*. <http://arxiv.org/abs/2111.15397>
- Triebe, O., Hewamalage, H., Pilyugina, P., Laptev, N., Bergmeir, C., & Rajagopal, R. (2021b). *NeuralProphet: Explainable Forecasting at Scale*. <http://arxiv.org/abs/2111.15397>

Wilson, G. T. (2016). Time Series Analysis: Forecasting and Control, 5th Edition, by George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel and Greta M. Ljung, 2015. Published by John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey, pp. 712. ISBN: 978-1-118-67502-1. *Journal of Time Series Analysis*, 37(5), 709–711. <https://doi.org/10.1111/jtsa.12194>