

PENERAPAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DALAM MEMPREDIKSI HARGA BAWANG MERAH DI PROVINSI KEPULAUAN BANGKA BELITUNG

Sulastri

Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Bangka Belitung, Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, Indonesia.

E-mail: sulasjoycell10166@gmail.com

Abstrak

Bawang merah merupakan salah satu komoditas hortikultura dengan nilai ekonomis yang tinggi dan peluang pasar yang luas serta dikonsumsi oleh hampir seluruh lapisan masyarakat. Tanaman ini menjadi bahan pangan pokok yang tak tergantikan karena permintaannya yang terus bertambah. Harga yang berfluktuasi di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung menjadi permasalahan pada komoditas ini. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dalam memprediksi harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. Data yang digunakan adalah data sekunder harian harga bawang merah dari Januari 2018 hingga Juni 2025, yang diperoleh dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS). Analisis dilakukan menggunakan *software* Matlab untuk membangun model prediksi, dengan tingkat akurasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absoute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ANN dengan arsitektur terbaik yaitu 261-94-1 menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,0273 dan MAPE sebesar 5,1746%.

Kata Kunci: Prediksi, *Artificial Neural Network*, Harga Bawang Merah, Bangka Belitung.

Abstract

Red onions are a horticultural commodity with high economic value and broad market potential, consumed by nearly all segments of society. This crop has become an irreplaceable staple food due to its continuously growing demand. Price fluctuations in the Bangka Belitung Islands Province pose a challenge for this commodity. This study aims to apply the *Artificial Neural Network* (ANN) method to predict red onion prices in the Bangka Belitung Islands Province. The data used consists of daily secondary data on red onion prices from January 2018 to June 2025, obtained from the National Strategic Food Price Information Center (PIHPS). The analysis was conducted using Matlab software to build a prediction model, with accuracy levels measured using *Root Mean Square Error* (RMSE) and *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). The results of the study indicate that the ANN method with the best architecture is 261-94-1 yields an RMSE value of 0.0273 and a MAPE of 5.1746%.

Keywords: Forecasting, *Artificial Neural Network*, Red Onion Prices, Bangka Belitung.

PENDAHULUAN

Hortikultura adalah sub-sektor pertanian yang berfokus pada budidaya tanaman dengan memanfaatkan lahan secara efisien, sehingga menghasilkan produktivitas komoditas yang lebih tinggi dibandingkan dengan komoditas pertanian lainnya (Khoirani et al., 2022). Pada kuartal III tahun 2024, Produk Domestik Bruto (PDB) sektor pertanian tumbuh sebesar 1,69% secara year on year (yoy). Salah satu faktor penyebabnya adalah pertumbuhan PDB subsektor hortikultura menurut Badan Pusat Statistik (BPS) triwulan III Tahun 2024 sebesar 0,44%. Komoditas ini berpotensi besar meningkatkan perekonomian nasional jika dikelola dengan optimal.

Bawang merah merupakan salah satu komoditas hortikultura dengan nilai ekonomis yang tinggi dan peluang pasar yang luas serta dikonsumsi oleh hampir seluruh lapisan masyarakat sebagai bumbu utama dalam memasak dan dimanfaatkan juga sebagai obat untuk beberapa jenis penyakit (Izzulsyah et al., 2023). Komoditas hortikultura ini merupakan komoditas unggulan yang dikembangkan secara nasional dengan pembinaan produksi yang dilakukan secara intensif. Di Indonesia sendiri, banyaknya masyarakat yang mengonsumsi bawang merah membuat permintaan terhadap komoditas ini pun semakin meningkat sehingga pemasarannya juga menjadi lebih luas (Sunariadi et al., 2022). Berdasarkan data kementerian pertanian periode 2019-2023, Indonesia

sebagai negara eksportir bawang merah menempati urutan ke-33 dalam lingkup global dengan rata-rata nilai ekspor 2019-2023 mencapai US\$ 9,46 juta pertahun. Berdasarkan proyeksi neraca pangan nasional yang disusun oleh Badan Pangan Nasional (Bapanas), Indonesia merupakan negara produsen bawang merah dengan produksi tahunan mampu mencapai 1,35 juta ton. Menurut Kepala Badan Pangan Nasional Arief Prasetyo Adi dikutip dari Katadata.co.id (2024) menyatakan Indonesia berpotensi menjadi produsen pangan global dengan komoditas yang dapat menjadi andalannya ialah bawang merah.

Menurut data dari Badan Pusat Statistik, total produksi bawang merah pada Tahun 2024 mencapai 2.085.978 ton. Angka produksi tersebut mengalami penurunan sekitar 2.249 ton dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Sedangkan, konsumsi bawang merah juga mengalami penurunan sekitar 2.710 ton dibandingkan dengan konsumsi pada tahun sebelumnya.

Tabel 1. Total Produksi dan Konsumsi Bawang Merah di Indonesia

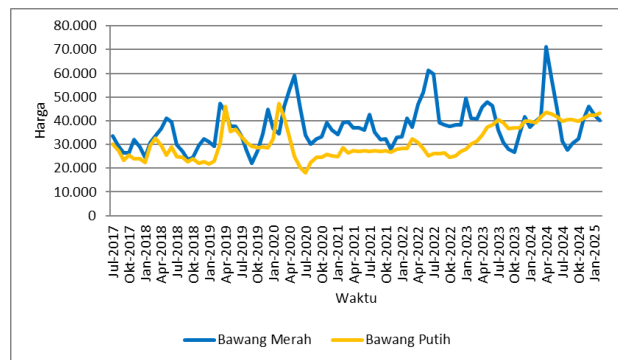
Tahun	Produksi Bawang Merah (ton)	Konsumsi Rumah Tangga (ton)
2019	1.580.243	927.173
2020	1.646.507	933.696
2021	1.769.106	987.546
2022	1.913.926	1.024.527
2023	2.088.227	1.018.710
2024	2.085.978	1.016.000

Hubungan antara harga dan jumlah produksi bawang merah bersifat negatif. Ketika harga naik maka produksi bawang merah cenderung menurun, dan sebaliknya. Hal ini menyebabkan keuntungan yang didapatkan petani menjadi lebih sedikit yang membuat petani tidak dapat menanam lebih banyak pada masa tanam berikutnya, sehingga membuat harga bawang merah di pasaran mengalami fluktuasi sehingga mengakibatkan inflasi (Izzulsyah et al., 2023).

Menurut Rommy S.Tamawiwiy dikutip dari negerilaskarpelangi.com (2024) menyatakan bahwa bawang merah menjadi salah satu komoditas pangan penyumbang inflasi di provinsi kepulauan Bangka Belitung. Ada 4 Kabupaten/Kota yang menjadikan bawang merah sebagai penyumbang inflasi tertinggi untuk inflasi secara month to month (mtm) yaitu sebesar 0,14 persen di Pangkalpinang, lalu di Tanjungpandan sebesar 0,21 persen, di Bangka Barat

0,26 persen dan di Belitung timur 0,23 persen. Pemerintah berharap harga bawang merah tetap stabil agar tidak kembali menjadi penyumbang inflasi sehingga inflasi terkendali dan terjaga sesuai target.

Di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung sendiri, tingkat fluktuasi harga bawang merah relatif lebih tinggi dibandingkan dengan harga bawang putih. Hal tersebut dapat dilihat pada gambar 1. yang menggambarkan perbandingan perubahan harga produk bawang merah dan harga produk bawang putih di tingkat pasar tradisional di Wilayah Kepulauan Bangka Belitung selama enam tahun terakhir, dari Juli 2017 hingga Januari 2025 sebagai berikut:



Gambar 1. Grafik Perbandingan Perubahan Harga Bawang Merah dan Bawang Putih di Pasar Tradisional di Wilayah Kepulauan Bangka Belitung periode Bulan Juli 2017 hingga Bulan Januari 2025 (Rp)

Harga Bawang merah memiliki pola yang lebih fluktuasi setiap tahunnya dibandingkan dengan harga bawang putih, terutama pada tahun 2024 harga bawang putih yang cenderung lebih stabil. Pada gambar 1.1 di atas, terlihat bahwa harga bawang merah yang paling mahal terjadi pada bulan April 2024 sebesar Rp71.150,00/kg, maka pada bulan selanjutnya terus terjadi penurunan harga yakni Rp58.400,00/kg hingga bulan Agustus 2024 sebesar Rp27.650,00/kg. Sedangkan harga terendahnya berkisar Rp22.000,00/kg pada bulan September 2024. Kemudian pada saat itu terjadi peningkatan harga pada bulan berikutnya yakni Rp27.500,00 hingga bulan Desember sebesar Rp44.750,00/kg. Terjadinya fluktuasi harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung disebabkan oleh beberapa faktor. Salah satu faktor utama adalah fenomena alam atau iklim, perubahan cuaca seperti hujan lebat atau kekeringan dapat berdampak signifikan terhadap hasil panen bawang merah. Selain itu, terdapat juga faktor lainnya yaitu

ketergantungan pada pasokan bawang merah dari luar Provinsi Kepulauan Bangka Belitung yang sering kali menyebabkan ketidakpastian harga, terutama menjelang musim panen atau terjadi gangguan distribusi. Kurangnya infrastruktur yang memadai juga dapat mengakibatkan keterlambatan pengiriman dan peningkatan biaya transportasi, sehingga mempengaruhi harga jual di tingkat konsumen. Selain itu, bawang merah juga termasuk sayuran yang bersifat musiman dan mudah rusak menyebabkan masalah pada aspek waktu ketersediaan dan penyimpanan dari komoditas tersebut (Ristanto, 2022).

Harga bawang merah memiliki peran penting dalam kestabilan ekonomi masyarakat, terutama di sektor pertanian. Harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung sering mengalami fluktuasi yang tajam akibat sejumlah faktor yang saling terkait, seperti perubahan musim, kondisi cuaca yang tidak dapat diprediksi, serta masalah terkait distribusi dan kebijakan pemerintah. Fluktuasi harga ini dapat memberikan dampak yang signifikan bagi kehidupan masyarakat, terutama dalam hal daya beli dan kestabilan ekonomi di wilayah tersebut. Oleh karena itu, Pengawasan berkelanjutan terhadap perubahan harga bawang merah menjadi salah satu langkah kebijakan penting yang perlu diimplementasikan oleh pemerintah guna menjaga kestabilan harga serta sebagai upaya pencegahan terhadap kemungkinan terjadinya fluktuasi harga di masa yang akan datang.

Ketidakpastian harga bawang merah ini menjadi tantangan tersendiri bagi semua pihak yang terlibat dalam rantai pasokan. Mengatasi tantangan ini, diperlukan suatu sistem yang dapat memprediksi harga bawang merah di masa depan dengan akurat agar langkah pencegahan bisa diambil sebelum terjadi lonjakan harga yang tidak terkendali. Oleh karena itu, penelitian mengenai prediksi harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung menjadi sangat relevan dan penting guna menjaga kestabilan harga bawang merah pada periode ke depan. Prediksi adalah suatu usaha untuk memperkirakan peristiwa yang mungkin terjadi di masa depan dengan memanfaatkan pola data historis yang bersifat time series (Rusydiana, 2019). Data time series adalah sekumpulan data yang dikumpulkan dalam interval waktu yang teratur. Prediksi ini bertujuan untuk mendapatkan hasil peramalan yang

meminimalkan kesalahan dalam memprediksi (forecast error) yang dapat diukur menggunakan berbagai metrik seperti Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Square Error (MSE) (Baidowi & Buniarto, 2020). Metode tradisional untuk memprediksi harga bawang, seperti analisis statistik sederhana, seringkali kurang efektif dalam menangani dinamika fluktuasi harga kompleks yang tidak dapat diprediksi dengan mudah (Agus Triyadi et al., 2024). Sehingga penggunaan teknik kecerdasan buatan, seperti *Artificial Neural Network* (ANN) menjadi fokus penelitian yang menarik dalam memprediksi harga bawang merah.

Metode ANN adalah sebuah sistem komputasi yang bentuk dan cara kerjanya berasal dari ilmu mengenai sel saraf biologi di otak manusia yang selalu mencoba untuk melakukan simulasi pada proses pelatihan dan dirancang untuk menyelesaikan berbagai masalah kompleks. Proses tahapan dalam ANN dilakukan melalui algoritma pelatihan seperti backpropagation yang memungkinkan jaringan untuk menyesuaikan bobot koneksi antar neuron guna meminimalisir kesalahan dalam prediksi (Barokah & Harahap, 2024). ANN dapat memecahkan masalah dengan melakukan training data yang besar dengan kemampuan untuk mentoleransi kesalahan sehingga dapat menghasilkan prediksi yang baik (Lestari & Mahendra, 2023). Selain itu, ANN juga memiliki kemampuan dalam memodelkan hubungan non-linear yang kompleks antara variabel input dan output dalam menyelesaikan berbagai permasalahan, seperti prediksi banjir yang dilakukan oleh (S & Suharsono, 2025) dan peramalan beban jangka panjang sistem kelistrikan Kota Bandung yang dilakukan oleh (Barokah & Harahap, 2024), keduanya memberikan hasil prediksi yang baik.

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, bahwa metode ANN merupakan metode yang efektif dalam memprediksi berbagai bidang, termasuk untuk harga komoditas pertanian seperti harga bawang merah. Penelitian ini akan memprediksi data harga bawang merah pada tingkat pasar tradisional di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung secara menyeluruh. Fluktuasi harga bawang merah ini tidak hanya memengaruhi kesejahteraan petani tetapi juga konsumen, pedagang, dan perekonomian daerah secara keseluruhan. Oleh sebab itu, sangat penting dilakukannya prediksi harga bawang merah di masa

mendatang. Hal ini tidak hanya bertujuan untuk menjaga kestabilan harga, tetapi juga sebagai upaya pencegahan terhadap kemungkinan terjadinya fluktuasi harga di masa yang akan datang.

KAJIAN TEORI

Machine Learning

Machine learning merupakan cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem komputer untuk belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya dalam menyelesaikan tugas tertentu tanpa perlu diprogram secara eksplisit. Dengan menganalisis pola dan menarik kesimpulan dari data sebelumnya, sistem *machine learning* mampu mengidentifikasi hubungan kompleks antara input dan output, sehingga dapat meningkatkan keakuratan prediksi (Tri Wijaya et al., 2023).

Penerapan *machine learning* sangat luas dan terus berkembang di berbagai bidang. seperti, dalam bidang kesehatan yang digunakan untuk mendiagnosis penyakit berdasarkan data medis pasien. Di sektor keuangan, *machine learning* membantu mendeteksi transaksi penipuan dan memprediksi tren pasar. Dengan kemampuannya untuk menganalisis data besar dan kompleks, *machine learning* menjadi alat yang sangat berharga dalam pengambilan keputusan dan inovasi di berbagai industri. Salah satu metode dalam *machine learning* adalah *Artificial Neural Network* (ANN) yang menunjukkan potensi besar dalam menyelesaikan masalah kompleks dan beragam.

Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) merupakan sebuah metode dalam kecerdasan buatan yang meniru cara kerja jaringan saraf biologis, khususnya sel otak manusia dalam memproses informasi (Supriatna & Suharsono, 2024). Jaringan saraf tiruan ini pada dasarnya adalah model komputasi yang tersusun dari banyak unit pemroses yang disebut neuron buatan, unit ini mirip dengan neuron biologis yang ada di otak manusia (Ath-Thariq & Suharsono, 2023). Neuron buatan dalam jaringan saraf tiruan ini saling terhubung membentuk jaringan dengan setiap neuron menerima *input* dan memprosesnya melalui komputasi sehingga menghasilkan *output* (S & Suharsono, 2025).

Pembagian Data

Pada metode ANN, data dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data latih yang digunakan dalam proses pembelajaran model, dan data uji yang berfungsi untuk menilai kinerja model setelah proses pelatihan selesai (Gustama, 2023). Untuk memperoleh pembagian data yang optimal, proporsi antara data pelatihan dan pengujian dapat disesuaikan untuk mencari pengaturan terbaik, seperti 80:20 dari jumlah data. Contohnya, penelitian lain yang menerapkan metode ANN dengan pembagian data 80:20 sehingga menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan proporsi pembagian data lain adalah (Purangga, 2024) dan, (Sanubari et al., 2025). Selanjutnya dilakukan penyusunan pola data untuk menentukan data input dan data output agar sesuai dengan format dan struktur yang dapat diproses oleh model ANN untuk pelatihan dan prediksi (Gustama, 2023).

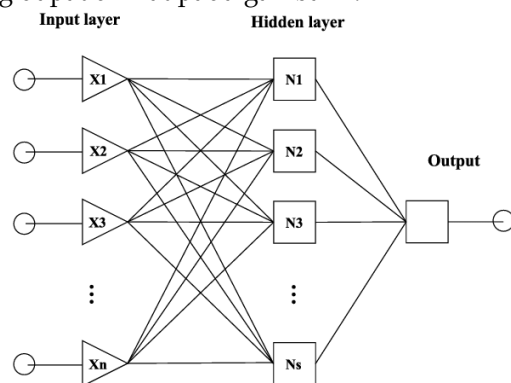
Normalisasi Data

Pada tahap ini normalisasi data pada data latih dan data uji menggunakan parameter data latih dengan tujuan untuk mengubah nilai setiap variabel ke dalam rentang yang sama yaitu antara nilai 0 sampai dengan 1 menggunakan teknik *min-max scaling* pada data set dengan persamaan berikut.

$$x_{norm} = \frac{(y_t - x_{min})}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Arsitektur ANN

Arsitektur ANN umumnya terdiri dari tiga lapisan yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* yang dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur ANN

Input layer adalah bagian jaringan saraf yang terdiri dari neuron-neuron penerima yang bertugas

menerima informasi atau sinyal dari sumber eksternal, lalu mengirimkannya ke neuron lain di dalam jaringan, hal tersebut sama fungsinya dengan sel saraf sensorik yang menerima rangsangan dari luar. Kemudian *hidden layer* dalam jaringan saraf tiruan meniru fungsi sel saraf konektor biologis yang berperan penting dalam meningkatkan kemampuan jaringan. Lapisan ini menerima data dari *Input Layer* dan jumlahnya dapat bervariasi sesuai dengan kompleksitas data yang diproses sehingga menghasilkan hasil dari setiap *hidden layer* yang disebut aktivasi. Lapisan terakhir yaitu *output layer* bertugas menyalurkan sinyal keluaran sebagai hasil dari pemrosesan jaringan yang fungsinya meniru cara kerja sel saraf motorik biologis dalam menghasilkan respons terhadap suatu stimulus (Sholikhah, 2021).

Dilihat dari jumlah *hiddenlayer*, arsitektur ANN dibagi menjadi tiga yaitu pertama *single layer network* merupakan jaringan lapis tunggal yang memproses informasi secara langsung menjadi sinyal keluaran melalui satu lapisan bobot yang saling terhubung, tanpa melewati *hidden layer*. Kedua, *multilayer network* merupakan Jaringan dengan satu atau lebih lapisan simpul (*hidden layer*) yang terhubung antara unit *input* dan *output*, dengan memanfaatkan fungsi aktivasi nonlinier untuk memecahkan masalah yang lebih kompleks. Ketiga, *Competitive layer net* yang terdiri dari dua atau lebih jaringan saraf tiruan dengan koneksi antar-neuron dan bobot yang telah ditentukan tanpa proses pelatihan, memiliki setidaknya satu *feedback loop* di mana setiap neuron memberikan kembali *outputnya* sebagai *input* bagi neuron lain (Sholikhah, 2021).

Algoritma Backpropagation

Algoritma *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran yang populer dan efektif dalam ANN untuk menyelesaikan berbagai permasalahan kompleks, dengan tujuan untuk menemukan fungsi yang optimal secara iteratif untuk memaksimalkan atau meminimalkan hasil. Algoritma ini banyak digunakan dalam pengendalian karena proses pelatihan berbasis interkoneksi sederhana yang mengoreksi bobot berdasarkan kesalahan *output*, sehingga mampu memperbaiki bobot pada *hidden layer* dan meningkatkan akurasi ANN (Ryandhi, 2020).

Menurut Fausett (1994), algoritma *Backpropagation* melakukan pelatihan pada sebuah jaringan dengan melibatkan tiga tahapan yaitu:

1. *Feedforward* merupakan proses pengiriman setiap *input* melalui *hidden layer* hingga mencapai *output layer* dengan memanfaatkan fungsi aktivasi tertentu. Setiap unit *input*(x_i) menerima dan meneruskan sinyal ke *hidden layer* untuk menghitung nilai Z_{net_j} . Nilai tersebut diperoleh dengan menjumlahkan bobot bias *hidden layer*(v_{0j}) dengan hasil perkalian antara setiap unit input dan bobot sinyal dari *input layer* ke *hidden layer* yaitu v_{ij} dengan rumus berikut.

$$Z_{net_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij} \quad (2)$$

Kemudian jumlah sinyal pada *hidden layer* (Z_{net_j}) diproses menggunakan fungsi aktivasi yaitu fungsi sigmoid untuk menghasilkan keluaran neuron *hidden layer* (Z_j) dengan persamaan berikut.

$$Z_j = f(Z_{net_j}) = \frac{1}{1 + \exp^{-Z_{net_j}}} \quad (3)$$

Setiap neuron pada *hidden layer* menerima dan meneruskan sinyal ke *output layer* untuk menghitung nilai Y_{net_k} . Nilai tersebut diperoleh dengan menjumlahkan bobot bias *output layer* (w_{0k}) dengan hasil perkalian antara setiap neuron *hidden layer* dan bobot sinyal dari *hidden layer* ke *output layer* yaitu w_{jk} dengan rumus berikut.

$$Y_{net_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^n Z_j w_{jk} \quad (4)$$

Lalu jumlah sinyal pada *output layer* (Y_{net_k}) diproses menggunakan fungsi sigmoid untuk menghasilkan keluaran neuron *output layer* (Y_k) dengan persamaan berikut.

$$Y_k = f(Y_{net_k}) = \frac{1}{1 + \exp^{-Y_{net_k}}} \quad (5)$$

2. *Backpropagation error* merupakan tahapan kesalahan yang terjadi (selisih antara keluaran dengan target yang diinginkan), dipropagasikan kembali dari *output layer* ke lapisan sebelumnya. Pada tahap ini, menghitung faktor (*error*) unit *output* yaitu δ_k . Berdasarkan selisih antara nilai target (t_k) dan

neuron *output layer*, kemudian dikalikan dengan turunan fungsi aktivasi sigmoid menggunakan persamaan berikut.

$$\delta_k = (t_k - Y_k)Y_k(1 - Y_k) \quad (6)$$

Setelah itu, menghitung delta bobot dan bias menggunakan persamaan berikut.

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (7)$$

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (8)$$

Hitung faktor kesalahan sinyal yang masuk ke neuron *hidden layer* yaitu δ_{net_j} , berdasarkan faktor kesalahan disetiap neuron pada *hidden layer* dengan bobot sinyal dari *hidden layer* ke *output layer* seperti persamaan berikut.

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (9)$$

Selanjutnya, hitung faktor kesalahan setiap neuron pada *hidden layer* dengan persamaan berikut.

$$\delta_j = \delta_{net_j} Z_j (1 - Z_j) \quad (10)$$

Hitung perubahan bobot sinyal dan perubahan bobot bias dengan persamaan berikut.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (11)$$

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (12)$$

- Perubahan nilai bobot adalah proses di mana nilai *error* yang diperoleh digunakan untuk menghitung *gradien* dari *loss function* dengan mempertimbangkan bobot dari *network*, yang kemudian *gradien* ini dipakai untuk mendapatkan nilai optimal dalam memperbarui nilai bobot. Lakukan perbaikan bobot dan bias menuju lapisan keluaran dengan menambahkan nilai bobot lama dengan delta bobotnya, dan nilai bias lama dan delta biasnya menggunakan persamaan 13 dan 14 berikut:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (13)$$

$$w_{0k}(\text{baru}) = w_{0k}(\text{lama}) + \Delta w_{0k} \quad (14)$$

Lakukan juga perbaikan bobot dan bias menuju lapisan tersembunyi menggunakan persamaan 15 dan 16 berikut:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (15)$$

$$v_{0j}(\text{baru}) = v_{0j}(\text{lama}) + \Delta v_{0j} \quad (16)$$

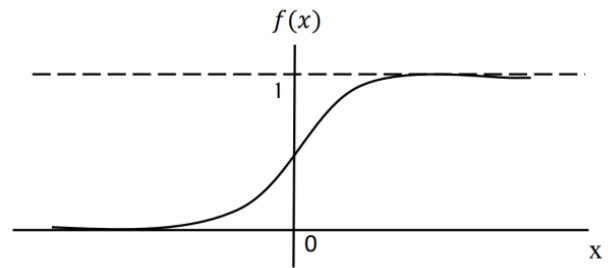
Fungsi aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang mentransformasikan nilai *input* menjadi *output* pada jaringan *Artificial Neural Network*. Pemilihan fungsi aktivasi disesuaikan dengan kebutuhan dan tujuan pemodelan. Pada penelitian ini digunakan dua jenis

fungsi aktivasi, yaitu *logistic sigmoid* pada *hidden layer* dan fungsi *linear* pada *output layer*. Fungsi aktivasi *logistic sigmoid* (*logsig*) banyak digunakan pada algoritma *backpropagation* karena bersifat *kontinu*, terdiferensial, serta memiliki turunan yang mudah dihitung, sehingga mendukung proses pelatihan yang efisien. Fungsi ini menghasilkan output pada rentang 0 hingga 1, sehingga mampu menjaga stabilitas jaringan dalam memproses nilai input. Persamaan sigmoid dapat dilihat sebagai berikut.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (17)$$

Adapun grafik fungsi aktivasi Sigmoid sebagai berikut:

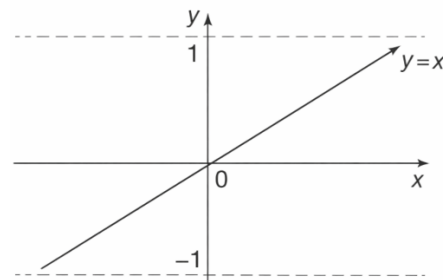


Gambar 3. Grafik Fungsi Sigmoid

Sementara itu, fungsi aktivasi *linear* (*purelin*) digunakan pada *output layer* untuk menghasilkan nilai keluaran yang bersifat *kontinu* dan tidak dibatasi pada rentang tertentu. Persamaan fungsi *linear* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$f(x) = x \quad (18)$$

Adapun grafik fungsi *linear* sebagai berikut.



Gambar 4. Grafik Fungsi Linear

Denormalisasi Data

Denormalisasi merupakan proses pengembalian data ke skala awal dengan menggunakan rumus yang diturunkan dari persamaan *min-max*. Proses ini bertujuan untuk mengubah data yang masih dalam bentuk *range* 0-1 menjadi nilai yang sesuai dengan nilai aktualnya. Denormalisasi data dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut ini:

$$x_{dnorm} = \hat{y}_t(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (19)$$

Komoditas Bawang Merah

Bawang merah (*Allium ascalonicum* L) merupakan tanaman dari keluarga *Alliaceae* yang dikenal karena umbinya yang berlapis dan memiliki nilai ekonomi tinggi, serta berperan penting dalam memenuhi kebutuhan pangan dan meningkatkan pendapatan masyarakat, khususnya di daerah sentra produksi (Apurwanti et al., 2020). Tingginya tingkat konsumsi menjadikan bawang merah sebagai komoditas unggulan nasional. Namun, produksi bawang merah cenderung berfluktuasi akibat berbagai faktor, seperti pemilihan varietas, kondisi lahan, biaya produksi, serangan hama, dan perubahan cuaca (Zulfa et al., 2019). Selain itu, sifatnya yang musiman dan mudah rusak menyebabkan ketidakseimbangan antara permintaan dan pasokan di pasar. Kondisi ini berdampak pada fluktuasi harga yang signifikan (Apriyani et al., 2021), yang berpotensi merugikan petani saat harga rendah dan membebani konsumen saat harga tinggi, sehingga menimbulkan ketidakpastian ekonomi dan mengganggu stabilitas pasar.

Prediksi

Prediksi merupakan proses analisis untuk memperkirakan kejadian di masa depan dengan memanfaatkan data historis dan informasi terkini guna meminimalkan kesalahan antara hasil perkiraan dan nilai aktual (Adiguno et al., 2022). Proses ini umumnya menggunakan pendekatan matematika, statistik, atau model komputasi untuk menghasilkan estimasi yang mendekati kondisi sebenarnya (Samudra et al., 2024). Untuk meningkatkan akurasi, diperlukan optimasi atau pengembangan metode sehingga ketidakpastian prediksi dapat diminimalkan (Windarto et al., 2021).

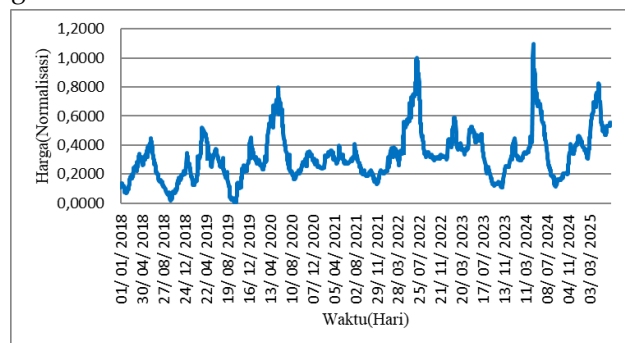
Pentingnya prediksi terletak pada kemampuannya dalam mendukung pengambilan keputusan di tengah ketidakpastian. Kinerja prediksi biasanya diukur menggunakan metrik kesalahan seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Jannah, 2024). Prediksi tidak bertujuan memberikan hasil yang pasti, melainkan menghasilkan estimasi yang paling mendekati nilai aktual dengan tingkat kesalahan sekecil mungkin (Kafil, 2019). Dalam penelitian ini, prediksi dilakukan menggunakan data time series (deret waktu).

METODE

Penelitian ini menggunakan data data harian harga bawang merah di tingkat pasar tradisional di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dari Januari 2018 sampai Juni 2025 yang bersumber dari website Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS) yaitu melalui laman www.bi.go.id/hargapangan. Penelitian ini menggunakan pendekatan jenis penelitian kuantitatif yaitu salah satu pendekatan sistematis yang bertujuan untuk mengukur, menganalisis, dan menjelaskan suatu fenomena menggunakan data numerik (Aida et al., 2025). Analisis ini dilakukan dengan menggunakan data historis harga bawang merah untuk mengukur akurasi metode ANN melalui perhitungan RMSE dan MAPE.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan awal pada penelitian ini Adalah pembagian data yaitu data dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% . Dari pembagian dengan rasio ini diperoleh 1565 untuk data latih dan 392 untuk data uji. Selanjutnya, dilakukan normalisasi pada data latih dan data uji menggunakan parameter data latih dengan tujuan untuk mengubah nilai setiap variabel ke dalam rentang yang sama yaitu antara nilai 0 sampai dengan 1. Normalisasi ini dihitung menggunakan persamaan 1. sehingga didapatkan hasil normalisasi data harga bawang merah yang dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5 Normalisasi Data Harga Bawang Merah

Berdasarkan gambar 5, terlihat bahwa ada nilai yang di luar interval 0 sampai 1. Hal ini terjadi karena proses normalisasi menggunakan parameter data latih, sehingga ketika pada data uji terdapat nilai yang melebihi nilai maksimum atau kurang dari nilai minimum pada data latih, maka hasil

normalisasi dapat berada di luar rentang tersebut. Kondisi ini dapat terjadi dalam proses normalisasi karena adanya variasi data baru yang tidak tercakup dalam data latih.

Setelah pembagian data dengan rasio 80:20 dan proses normalisasi, data selanjutnya dibagi menjadi data input dan target untuk pelatihan serta pengujian. Data input terdiri dari 261 hari sesuai periode prediksi, sedangkan data target merupakan nilai pada hari berikutnya (1 hari). Jumlah input pada tahap pelatihan dan pengujian dibuat sama agar model dapat bekerja secara konsisten. Pembagian data input dan data target dari harga bawang merah dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Data Input dan Data Target dari Data Latih Harga Bawang Merah

Input	Pola ke-								
	1	2	3	4	...	1301	1302	1303	1304
X_1	0,1	0,12	0,12	0,12	...	0,28	0,28	0,29	0,30
X_2	0,12	0,12	0,12	0,12	...	0,28	0,29	0,30	0,31
X_3	0,12	0,12	0,12	0,12	...	0,29	0,30	0,31	0,39
X_4	0,12	0,12	0,12	0,11	...	0,30	0,31	0,39	0,39
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
X_{258}	0,18	0,18	0,19	0,24	...	0,29	0,30	0,30	0,27
X_{259}	0,18	0,19	0,24	0,24	...	0,30	0,30	0,27	0,27
X_{260}	0,19	0,24	0,24	0,25	...	0,30	0,27	0,27	0,36
X_{261}	0,24	0,24	0,25	0,30	...	0,27	0,27	0,36	0,35
Target	0,24	0,25	0,30	0,30	...	0,27	0,36	0,35	0,35

Tabel 3. Data Input dan Data Target dari Data Uji Harga Bawang Merah

Input	Pola ke-								
	1	2	3	4	...	1301	1302	1303	1304
X_1	0,26	0,26	0,26	0,24	...	0,43	0,43	0,40	0,39
X_2	0,26	0,26	0,24	0,24	...	0,43	0,40	0,39	0,39
X_3	0,26	0,24	0,24	0,23	...	0,40	0,39	0,39	0,39
X_4	0,24	0,24	0,23	0,23	...	0,39	0,39	0,39	0,34
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
X_{258}	0,44	0,40	0,40	0,40	...	0,48	0,48	0,50	0,50
X_{259}	0,40	0,40	0,40	0,39	...	0,48	0,50	0,50	0,50
X_{260}	0,40	0,40	0,39	0,39	...	0,50	0,50	0,50	0,50
X_{261}	0,40	0,39	0,39	0,36	...	0,50	0,50	0,50	0,49
Target	0,39	0,39	0,36	0,36	...	0,50	0,50	0,49	0,35

Berdasarkan Tabel 2 dan Tabel 3, terlihat bahwa data latih dan data uji untuk data harga bawang merah terdapat 261 input dan 1304 baris *input* dengan setiap baris *input* memiliki 1 target. Setelah proses normalisasi data dan penyusunan pola data selesai, data siap digunakan pada tahap pemodelan.

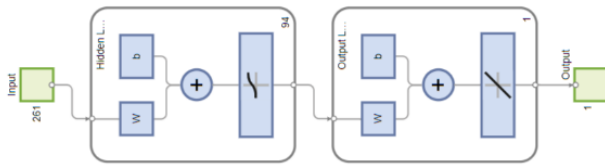
Selanjutnya, dalam membangun model ANN dilakukan perancangan arsitektur jaringan secara *trial error*. Arsitektur jaringan ANN dengan

algoritma *backpropagation* memiliki parameter utama yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada penelitian ini telah dilakukan sebanyak 100 percobaan dan dihentikan ketika terdapat arsitektur jaringan yang tidak menunjukkan gejala *overfitting* dan *underfitting*. Hal ini dilakukan dengan membandingkan nilai *error* arsitektur jaringan pada fase pelatihan data dengan nilai *error* arsitektur jaringan pada fase pengujian data. Jika nilai *error* pada fase pengujian lebih tinggi dibandingkan fase pelatihan, maka arsitektur jaringan dapat dikatakan mengalami *overfitting* karena adanya peningkatan *error*. Sebaliknya, apabila *error* pada fase pelatihan maupun pengujian sama-sama tinggi, maka arsitektur jaringan terindikasi *underfitting*. Umumnya, model yang baik adalah model yang tidak menunjukkan gejala *overfitting* maupun *underfitting*. Perbandingan nilai *error* arsitektur jaringan pada data harga bawang merah antara fase pelatihan dan pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai RMSE dan MAPE Arsitektur Jaringan pada Fase Pelatihan dan Pengujian dari Data Harga Bawang Merah

No	Arsitektur Jaringan	Pelatihan		Pengujian	
		RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
1	261-1-1	0,0295	4,3658	0,0308	4,6976
2	261-2-1	0,0222	4,4031	0,0320	5,6622
3	261-3-1	0,0219	4,2659	0,0293	5,5746
4	261-4-1	0,0238	4,7643	0,0317	5,7836
5	261-5-1	0,0249	5,0292	0,0300	5,4333
6	261-6-1	0,0204	3,9533	0,0345	5,9258
7	261-7-1	0,0246	4,8817	0,0318	5,6631
8	261-8-1	0,0215	4,3345	0,0344	6,1484
9	261-9-1	0,0191	3,6111	0,0378	6,2268
10	261-10-1	0,0201	3,7556	0,0302	5,3901
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
71	261-71-1	0,0192	2,8361	0,0421	7,0157
72	261-72-1	0,0181	2,8990	0,0512	8,0517
73	261-73-1	0,0178	2,8567	0,0203	5,3509
74	261-74-1	0,0205	3,8694	0,0375	6,3348
75	261-75-1	0,0193	3,2656	0,0488	7,9263
76	261-76-1	0,0190	3,0773	0,0530	8,8094
77	261-77-1	0,018	3,0897	0,0464	8,0743
78	261-78-1	0,0185	2,8736	0,0505	8,2604
79	261-79-1	0,0216	4,1851	0,0385	6,7233
80	261-80-1	0,0196	3,7155	0,0478	7,8283
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
91	261-91-1	0,0190	3,1268	0,0466	7,4798
92	261-92-1	0,0181	3,1338	0,0466	7,6163
93	261-93-1	0,0175	2,5179	0,0615	10,2137
94	261-94-1*	0,0298	5,4977	0,0273	5,1746
95	261-95-1	0,0196	3,4293	0,0567	8,8471
96	261-96-1	0,0213	4,1122	0,0424	7,2753
97	261-97-1	0,0200	3,0483	0,0484	8,3263

Berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat bahwa dari 100 model arsitektur jaringan ANN tersebut, tidak ada yang terindikasi mengalami *underfitting* karena dilihat dari seluruh nilai *error* yang kecil dan relatif seimbang baik pada data latih maupun data uji. Tetapi, dari 100 arsitektur jaringan tersebut terdapat 99 arsitektur jaringan yang terindikasi mengalami *overfitting*, contohnya seperti arsitektur jaringan 261-78-1, 261-93-1 dan 261-97-1 yang ditunjukkan oleh adanya peningkatan *error* meskipun relatif kecil. Sementara itu, arsitektur 261-94-1 menjadi satu-satunya model yang tidak mengalami *overfitting* maupun *underfitting* sehingga arsitektur inilah yang terbaik untuk memprediksi data harga bawang merah. Arsitektur jaringan 261-94-1 tersebut dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. Arsitektur Jaringan 261-94-1

Berdasarkan Gambar 6, arsitektur jaringan tersebut terdiri dari 1 *input layer* dengan 261 neuron, 1 *hidden layer* dengan 94 neuron dan 1 *output layer* dengan 1 neuron.

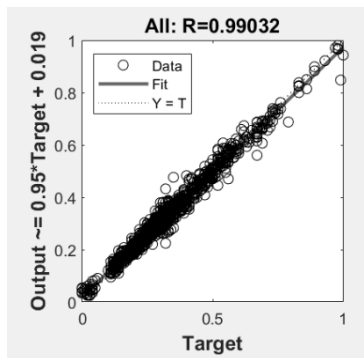
Berdasarkan arsitektur jaringan ANN yang telah ditetapkan, proses pelatihan dan pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mempelajari pola data serta mengukur tingkat akurasi dan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Data set pelatihan digunakan untuk mengoptimalkan bobot dan parameter jaringan. Proses ini dilakukan menggunakan perangkat lunak statistik, dengan fungsi aktivasi *logistic sigmoid* (*logsig*) pada *hidden layer* untuk menangani pola non-linier, dan fungsi aktivasi linear (*purelin*) pada *output layer* untuk menghasilkan nilai *output* yang kontinu. Dalam proses pelatihan jaringan, digunakan algoritma optimasi *Levenberg-Marquardt* melalui fungsi pelatihan *trainlm* yang dipilih karena memiliki konvergensi cepat, stabil, dan efektif dalam mempelajari pola non-linier (Mustafidah, Rahmadhani, & Harjono, 2019). Hasil pelatihan menggunakan arsitektur jaringan 261-94-1 ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pelatihan Arsitektur Jaringan ANN 261-94-

1			
Unit	Initial Value	Stopped Value	Target Value
Epoch	0	9	1000
Elapsed Time	-	01:38:07	-
Performance	0,448	4,94e-14	0
Gradient	4,02	4,65e-07	1e-07
Mu	0,001	1e-09	1e+10
Validation Checks	0	6	6

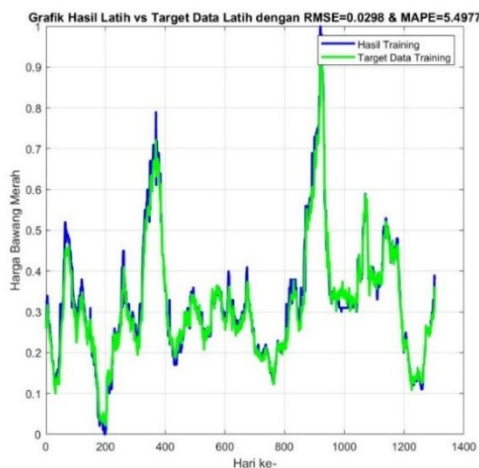
Berdasarkan tabel 5, pembagian data pada proses pelatihan dilakukan secara otomatis oleh sistem saat fungsi *train* dijalankan dengan rasio *default* 80:10:10 untuk *training*, *validation*, dan *testing*. Proses ini berlangsung secara acak pada setiap eksekusi, sehingga komposisi data dapat berbeda. Perhitungan juga dioptimalkan menggunakan kode yang efisien guna mempercepat komputasi jaringan saraf tiruan. Hasil pelatihan menunjukkan proses berhenti pada iterasi ke-9 dalam waktu 1 jam 38 menit 7 detik dengan gradien $4,65 \times 10^{-7}$. Nilai *performance* menurun dari 0,448 pada awal iterasi menjadi $4,94 \times 10^{-14}$, menandakan *error* semakin kecil dan arsitektur jaringan semakin baik dalam memprediksi data. Penurunan gradien dari 4,02 ke $4,65 \times 10^{-7}$ yang mendekati 1×10^{-7} menunjukkan bobot dan bias telah stabil mendekati konvergensi.

Faktor damping (Mu) pada algoritma optimasi *Levenberg-Marquardt* juga berperan menyesuaikan kecepatan konvergensi, dengan perubahan nilai dari 0,001 menjadi 1×10^{-9} . Proses validasi berhenti pada validasi ke-6 karena jaringan telah mencapai konvergensi. Hal ini menunjukkan kemampuan generalisasi terhadap data baru sudah baik. Secara keseluruhan, arsitektur jaringan 261-94-1 mampu mencapai konvergensi dengan cepat, menghasilkan *error* rendah, serta bekerja efektif dalam memprediksi data. Hasil pelatihan menggunakan arsitektur jaringan 261-94-1 juga dapat dilihat dari grafik *regression* yang ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik *Regression* Hasil Pelatihan
Arsitektur Jaringan 261-94-1

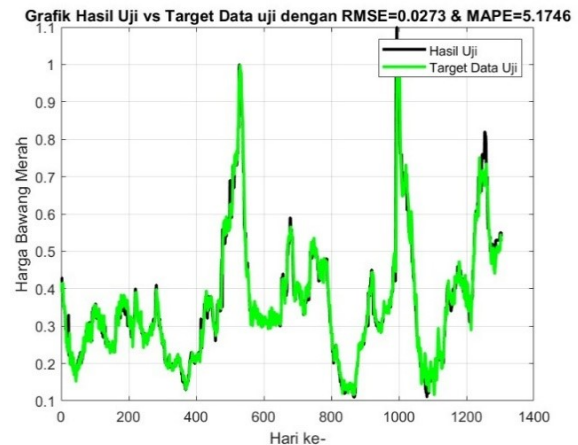
Berdasarkan Gambar 7, koefisien korelasi pada proses pelatihan mencapai 0,99032, yang menunjukkan adanya hubungan yang sangat baik antara hasil prediksi dengan target data latih. Semakin tinggi nilai koefisien korelasi (R), maka akurasi prediksi jaringan juga semakin baik. Hal ini menandakan bahwa arsitektur jaringan telah mampu mengenali dan mempelajari pola data dengan baik. Selanjutnya, ditampilkan grafik perbandingan antara hasil prediksi pelatihan dan target data latih menggunakan arsitektur jaringan 261-94-1 pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Perbandingan Hasil Pelatihan dengan
Target Data Latih

Berdasarkan Gambar 8 dapat dilihat bahwa secara umum hasil pelatihan menggunakan arsitektur jaringan 261-94-1 telah mengikuti pola dari target data latih, sehingga pola keseluruhannya terjaga. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur jaringan ini dapat memberikan prediksi yang baik. Hal ini juga diperkuat dengan nilai RMSE dan MAPE pada fase pelatihan tersebut sebesar 0,0298 dan 5,4977 persen.

Setelah itu dilakukan pengujian data. Adapun grafik perbandingan hasil pengujian dengan target data uji menggunakan salah satu arsitektur jaringan yakni arsitektur jaringan 261-94-1 ditampilkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Grafik Perbandingan Hasil Pengujian dengan
Target Data Uji

Berdasarkan Gambar 9 dapat dilihat bahwa secara umum hasil pengujian menggunakan arsitektur jaringan 261-94-1 telah mengikuti pola dari target data latih, sehingga pola keseluruhannya terjaga. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur jaringan ini dapat memberikan prediksi yang baik. Hal ini juga diperkuat dengan nilai RMSE dan MAPE pada fase pengujian tersebut sebesar 0,0273 dan 5,1746 persen. Hal ini menunjukkan bahwa metode ANN memiliki kinerja yang unggul, karena dilihat dari karakteristik data harga bawang merah yang digunakan pada penelitian ini memiliki pola fluktuasi jangka pendek dan tidak terlalu kompleks dalam ketergantungan waktu jangka panjang, maka metode ANN cocok karena mampu menangkap hubungan pola antara data *input* dan *output* secara langsung. Penelitian yang dilakukan oleh (Bayupati et al., 2023) juga menunjukkan ANN memiliki performa prediksi yang lebih stabil pada pola data yang tidak memiliki dependensi temporal panjang. Sama halnya dengan karakteristik data harga bawang merah yang digunakan dalam penelitian ini, di mana perubahan harga cenderung menunjukkan fluktuasi jangka pendek yang dipengaruhi oleh kondisi pasar dalam waktu dekat, seperti perubahan pasokan, distribusi, dan permintaan, serta tidak menunjukkan keterkaitan yang kuat dengan nilai pada periode waktu yang jauh sebelumnya. Hal ini dapat dilihat dari grafik data historis pada gambar 4.1 yang menunjukkan adanya lonjakan dan

penurunan harga yang terjadi secara cepat dalam rentang waktu relatif pendek serta tidak membentuk pola berulang yang konsisten dalam jangka Panjang.

Selanjutnya data harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dilakukan analisis prediksi menggunakan metode ANN dengan arsitektur jaringan 261-94-1 untuk memprediksi 261 hari ke depan. Jumlah periode prediksi tersebut ditentukan karena dalam penelitian ini prediksi dilakukan untuk satu periode waktu pengamatan, yaitu satu tahun tanpa memperhitungkan hari akhir pekan (*weekend*). Hal ini disebabkan data harga bawang merah yang digunakan dalam penelitian hanya tersedia pada hari kerja, sehingga dalam satu tahun periode pengamatan terdiri dari sekitar 261 hari.

Hasil prediksi harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung selama 261 hari ke depan menggunakan metode terbaik yaitu metode ANN yang dipilih berdasarkan nilai RMSE dan MAPE terkecil. Metode ANN dengan algoritma *backpropagation* ini merupakan metode yang memiliki kemampuan pembelajaran yang efektif dalam memodelkan hubungan nonlinear antara data *input* dan *output* melalui proses propagasi kesalahan secara berulang untuk memperbarui bobot jaringan hingga mencapai *error* minimum. *Backpropagation* juga dikenal stabil dan efisien pada data deret waktu dengan pola fluktuatif namun tidak memiliki ketergantungan temporal jangka panjang yang kompleks, sehingga mampu menghasilkan akurasi prediksi yang baik dengan struktur jaringan yang relatif sederhana. Adapun hasil prediksi harga bawang merah menggunakan metode ANN dengan algoritma *backpropagation* dan arsitektur jaringan 261-94-1 ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Prediksi harga bawang merah Berdasarkan Data Normalisasi

Waktu	Hasil Prediksi
01/ 07/ 2025	0,5371
02/ 07/ 2025	0,5128
03/ 07/ 2025	0,5281
04/ 07/ 2025	0,5369
07/ 07/ 2025	0,5111
08/ 07/ 2025	0,5178
⋮	⋮
23/ 06/ 2026	0,2012
24/ 06/ 2026	0,2127
25/ 06/ 2026	0,2042

Waktu	Hasil Prediksi
26/ 06/ 2026	0,2058
29/ 06/ 2026	0,1858
30/ 06/ 2026	0,1898

Tabel 6 menunjukkan hasil prediksi harga bawang merah dari tanggal 1 Juli 2025 sampai 30 Juni 2026 menggunakan arsitektur jaringan terbaik yakni arsitektur jaringan 261-94-1 sebelum didenormalisasi.

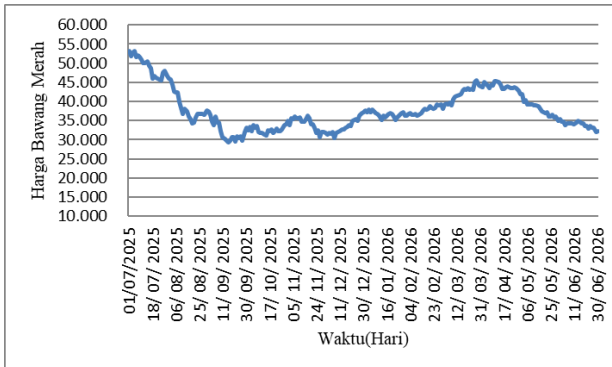
Setelah proses prediksi harga bawang merah dilakukan, nilai yang dihasilkan masih berada dalam bentuk normalisasi. Oleh karena itu, perlu dilakukan tahap denormalisasi agar data dapat dikembalikan ke skala aslinya. Proses denormalisasi ini menjadi langkah yang sangat penting, sebab tanpa denormalisasi, hasil prediksi hanya menunjukkan proporsi dalam suatu rentang tertentu dan tidak mencerminkan harga bawang merah dalam nilai sebenarnya. Pada penelitian ini, denormalisasi data hasil prediksi harga bawang merah dilakukan dengan menggunakan Persamaan 19. Adapun hasil denormalisasi dari hasil prediksi harga bawang merah yang telah diperoleh ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Prediksi Harga Bawang Merah Berdasarkan Data yang Telah Didenormalisasi

Waktu	Forecast
01/ 07/ 2025	53.245
02/ 07/ 2025	51.773
03/ 07/ 2025	52.701
04/ 07/ 2025	53.235
07/ 07/ 2025	51.670
08/ 07/ 2025	52.074
⋮	⋮
22/ 06/ 2026	32.921
23/ 06/ 2026	33.618
24/ 06/ 2026	33.103
25/ 06/ 2026	33.201
26/ 06/ 2026	31.993
29/ 06/ 2026	32.230
30/ 06/ 2026	32.921

Berdasarkan Tabel 7, dapat dilihat bahwa data hasil prediksi harga bawang merah terindikasi mengalami fluktuasi. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 7 yang menunjukkan pada hari-hari tertentu harga bawang merah mengalami kenaikan atau

penurunan. Untuk memudahkan dalam merepresentasikan data, maka hasil prediksi yang telah diperoleh ditampilkan pula dengan menggunakan grafik pada Gambar 10.



Gambar 10 Grafik Hasil Prediksi Harga Bawang Merah

Berdasarkan Gambar 10, dapat dilihat bahwa hasil prediksi harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung mengalami fluktuasi dengan kecenderungan pola musiman. Kenaikan harga pada pertengahan periode sejalan dengan fenomena nasional ketika harga bawang merah cenderung meningkat akibat gangguan suplai dan faktor cuaca yang memengaruhi produksi serta distribusi antarwilayah. Menteri Perdagangan Budi Santoso menyatakan bahwa kenaikan harga bawang merah di berbagai daerah dipicu oleh kondisi cuaca dan hambatan distribusi meskipun produksi nasional sebenarnya mencukupi, sebagaimana dikutip dari antaranews.com (2025). Selain itu, Badan Pusat Statistik (BPS) juga mencatat bahwa harga bawang merah sering mengalami kenaikan di banyak wilayah Indonesia ketika terjadi gangguan pasokan dari sentra produksi, sehingga harga menunjukkan tren naik pada periode tertentu. Sementara itu, penurunan harga pada akhir periode disebabkan oleh kondisi pasokan yang kembali stabil dan intervensi pemerintah dalam menjaga distribusi pangan, sebagaimana menurut Badan Pangan Nasional yang dikutip dari badanpangan.go.id (2025) melaporkan harga bawang merah cenderung melandai ketika pasokan terjaga dan distribusi berjalan lancar menjelang akhir tahun. Pola musiman ini juga dapat disebabkan oleh beberapa faktor, antara lain peningkatan permintaan konsumsi masyarakat menjelang hari besar keagamaan seperti Natal, Tahun Baru, Ramadhan dan Idul Fitri, sebagaimana dilaporkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS, 2025) yang menyebutkan bahwa komoditas bawang merah termasuk penyumbang utama inflasi

kelompok bahan makanan. Selain faktor permintaan, fluktuasi harga juga dipengaruhi oleh kendala distribusi antarpulau akibat cuaca dan biaya logistik yang relatif tinggi, yang menurut Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS, 2024) menjadi salah satu faktor utama volatilitas harga pangan.

PENUTUP

SIMPULAN

Metode ANN dengan algoritma *backpropagation* dan arsitektur jaringan terbaiknya yaitu 261-94-1, cocok dalam memprediksi data harga bawang merah yang cenderung memiliki pola data yang sederhana dan tidak memiliki dependensi temporal panjang, sehingga dapat memberikan prediksi yang baik. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai RMSE dan MAPE pada fase pelatihan sebesar 0,0298 dan 5,4977 persen. Dan nilai RMSE dan MAPE pada fase pengujian sebesar 0,0273 dan 5,1746 persen. Hasil prediksi harga bawang merah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung menggunakan metode ANN menunjukkan pola fluktuasi musiman, dengan kenaikan harga pada pertengahan periode dan penurunan harga pada akhir periode.

SARAN

Saran untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk melakukan perbandingan antarsegmen pasar, misalnya harga di pasar modern maupun perdagangan besar, sehingga dapat memberikan perspektif yang lebih komprehensif mengenai dinamika harga bawang merah. Dan dapat menggunakan metode yang berbeda atau metode terbaru seperti, BiLSTM (Bidirectional Long Short Term Memory) dan metode lainnya guna memprediksi data komoditas lain yang dapat dijadikan variabel penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- Agus Triyadi, Adi Suwondo, Dian Asmarajati, Nur Hasanah, & Muhamad Fuat Asnawi. (2024). Prediksi Harga Bawang Merah Kering Di Wonosobo Menggunakan Metode Long Short Term Memory. *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, 3(2), 133-138. <https://doi.org/10.55123/storage.v3i2.3601>
- Ath-Thariq, M., & Suharsono, T. N. (2023). Deteksi Penyakit Kulit Serupa Pada Wajah Berbasis

- Mobile dengan Metode Convolutional Neural Network. *Journal of Social Science Research*, 3, 12. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/4936>
- Baidowi, M. I., & Buniarto, E. A. (2020). ANALISIS RAMALAN PENJUALAN MENGGUNAKAN METODE TIME SERIES DALAM MENENTUKAN JUMLAH PRODUKSI M. Imam Baidowi Edwin Agus Buniarto Abstrak. *Jurnal Ekonomi Manajemen*, 1(1), 33–41.
- Barokah, T., & Harahap, E. (2024). Peramalan Beban Jangka Panjang Sistem Kelistrikan Kota Bandung Menggunakan Artificial Neural Network. *Journal of Research in Mathematics (JRM)*, 4(1), 65–72.
- Bayupati, I. P. A., Agung, A., Sintya, A., & Ayu, N. K. (2023). Perbandingan Metode Artificial Neural Network dan Convolutional Neural Network untuk Memprediksi Jumlah Distribusi Air di PDAM Kota Denpasar. 12(2), 317–326.
- Gustama, Y. (2023). PREDIKSI CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT TERM MEMORY. In *AT-TAWASSUTH: Jurnal Ekonomi Islam*. Universitas Lampung.
- Izzulsyah, I., Zeleansi, Z., Saputri, H., Kholisoh, N., Ririn Amelia, dan, Matematika, J., Bangka Belitung JalanKampusTerpaduUniversitas Bangka Belitung, U., & Bangka, K. (2023). Pendekatan Metode Autoregressive Integrated Moving Average Terhadap Perkiraan Harga Bawang Merah Di Kota Pangkalpinang. 22–26.
- Khoirani, N., Anees, R., Annisa, S., & Rusyda, H. (2022). Peramalan Harga Bawang Merah Di Pasar Tradisional Sulawesi Selatan Dengan Metode Arima. *Jurnal Agribisnis*, 24(2), 274–287. <https://doi.org/10.31849/agr.v24i2.8670>
- Lestari, I. G. A. N., & Mahendra, I. N. D. A. (2023). Prediksi Kualitas Udara dengan Menggunakan Metode Long Short-Term Memory dan Artificial Neural Network. *Jurnal Sistem Dan Informatika*, 17(2), 121–129.
- Purangga, T. A. (2024). DETEKSI KANKER PARU-PARU MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING DENGAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DAN DECISION TREE.
- Ristanto, M. N. F. (2022). PERAMALAN VOLATILITAS HARGA BAWANG MERAH INDONESIA DENGAN PENDEKATAN ARCH (AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY) DAN GARCH (GENERALIZED AUTOREGRESIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY) TAHUN 2019-2021. Universitas Tidar.
- Rusydiana, A. S. (2019). Prediksi Pertumbuhan Perbankan Syariah Di Indonesia Tahun 2020 Dengan Quantitative Methods. *Jurnal Ekonomi Syariah*, 4(2), 75–91. <https://doi.org/10.37058/jes.v4i2.1154>
- Ryandhi, R. (2020). Penerapan Metode Artificial Neural Network (ANN) Untuk Peramalan Inflasi Di Indonesia. *Theses*, 231.
- S, C. S. P., & Suharsono, T. N. (2025). PREDIKSI BANJIR DI KABUPATEN KARAWANG BERDASARKAN CURAH HUJAN DENGAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. 2(1), 10–19.
- Sanubari, A., Panna, S. S., & Lauslika, M. E. (2025). Penerapan Metode Artificial Neural Network (ANN) Untuk Prediksi Penderita Penyakit Jantung. 4(2), 2–6.
- Sholikhah, I. U. (2021). PENERAPAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK UNTUK MEMPREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM JAKARTA ISLAMIC INDEX.
- Sunariadi, N. M., Intan, P. K., Novitasari, D. C. R., & Hariningsih, Y. (2022). Prediksi Produksi Bawang Merah Di Kabupaten Nganjuk Dengan Metode Seasonal Arima (Sarima). *Transformasi : Jurnal Pendidikan Matematika Dan Matematika*, 6(1), 49–60. <https://doi.org/10.36526/tr.v6i1.1672>
- Supriatna, C., & Suharsono, T. N. (2024). Metode ANN untuk prediksi tanah longsor berdasarkan curah hujan di kabupaten purwakarta. 1(4), 1–9.
- Tri Wijaya, S., Hartami Santi, I., & Wulansari, Z. (2023). Penerapan Metode K-Nearest Neighbor Untuk Prediksi Harga Jagung Dengan Pengujian Rmse. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(2), 1255–1260. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i2.7391>