

Artificial Neural Networks to Forecasting the Retail Price of Beras Solok in Padang City using Backpropagation Algorithm

Putri Rivani, Tessy Octavia Mukhti*, Dodi Vionanda, Dina Fitria

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: tessyoctaviam@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 17 Mei 2024

Revised : 30 Mei 2024

Accepted : 30 Mei 2024

ABSTRACT

Strengthening rice production is an important step as the population continues to grow. Padang City is only able to meet 30% of the community's needs, so to fulfill the community's needs, rice is also imported from Solok. Forecasting can be done especially in order to see the movement of the average retail price of Anak Daro Solok Rice in Padang City which has decreased and increased in rice prices due to the lack of rice availability in Padang City. In this research, the forecasting method that will be used is the Artificial Neural Network Backpropagation Algorithm. Artificial Neural Networks are widely used for forecasting nonlinear time series data. Based on the results of the research that has been done, forecasting the average retail price of Anak Daro Solok Rice in Padang City using the Backpropagation Algorithm Artificial Neural Network obtained the optimal network architecture has the best model, namely BP (1,6,1) which model produces a MAPE of 0.03121%, indicating that the network performance of the model that has been formed shows very good results because it manages to achieve an accuracy rate (MAPE) of less than 10%. Artificial Neural Network Model based on Backpropagation Algorithm can be applied to predict the average retail price of Anak Daro Solok Rice in Padang City. Comparison of the results of forecasting the average retail price of Anak Daro Solok Rice in Padang City for the next 12 months period, namely an increase from the previous 12 months period.

Keywords: Artificial Neural Network, Backpropagation, Forecasting, Rice Price.

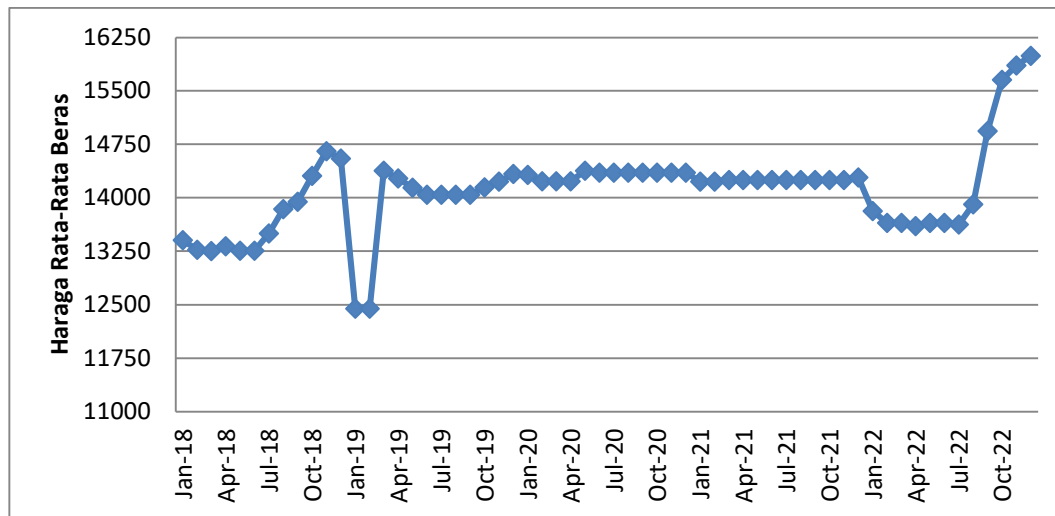


This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Beras memang menjadi makanan pokok yang sangat penting dan banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Dalam budaya makan Indonesia, nasi atau beras merupakan komponen utama dalam setiap hidangan. Karena itu, seiring dengan pertumbuhan penduduk, permintaan akan beras pun meningkat. (Fardhani dkk, 2018). Namun harga beras yang beredar di pasaran mengalami kenaikan dan penurunan harga sehingga terjadinya ketidakstabilan harga beras. Beras Solok merupakan beras premium yang dipakai hampir di seluruh Rumah Makan. Beras Solok memang memiliki reputasi yang sangat baik di kalangan pecinta masakan Padang. Keunggulan tekstur nasinya yang tidak pulen dan tidak lengket membuatnya menjadi pilihan utama untuk disajikan dengan hidangan Padang, terutama lauk dan gulai khas dari daerah Minangkabau. Varietas padi Anak Daro yang menjadi bahan baku Beras Solok juga memiliki keunggulan tersendiri dengan jumlah anakan yang banyak, mencapai 20-27 batang per rumpun. Hal ini tentu memberikan hasil panen yang lebih melimpah, serta menjamin ketersediaan bahan baku yang berkualitas bagi produsen Beras Solok (Dinas Pertanian Kota Solok).

Provinsi Sumatera Barat termasuk provinsi penghasil beras terbesar di Indonesia terdapat pada urutan ke-10 yaitu terakhir tercatat dapat menghasilkan beras sebanyak 843.927 ton tahun 2023 (Badan Pusat Statistik, 2023). Masalah harga beras yang cenderung naik turun di Kota Padang merupakan hal yang penting untuk diperhatikan oleh pemerintah setempat. Ketergantungan pada pasokan beras dari daerah lain, seperti Solok, menunjukkan adanya potensi ketidakstabilan pasokan yang dapat mempengaruhi harga di pasar lokal seperti terlihat pada Gambar 1



Sumber: Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Barat
Gambar 1. Data harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang dari Januari 2018-Desember 2022.

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat pergerakan harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang dari Januari 2018 hingga Desember 2022. Pada awal tahun 2019 terlihat bahwa harga beras mengalami penurunan harga yang cukup signifikan, pada bulan maret 2019 harga beras kembali mengalami kenaikan harga, pada awal tahun 2022 harga beras kembali mengalami penurunan, dan pada akhir tahun desember 2022 harga beras mengalami kenaikan sangat signifikan, hal ini menunjukkan tidak stabilnya harga beras di Kota Padang karena sedikitnya ketersediaan beras yang mengakibatkan terjadinya naik turunnya harga eceran beras khususnya di Kota Padang.

Peramalan dapat dilakukan khususnya agar terlihatnya pergerakan harga beras yang mengalami naik turunnya disebabkan kurangnya ketersediaan beras di Kota Padang. Berbagai metode peramalan dapat digunakan untuk meramalkan data deret waktu khususnya harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang. Pada penelitian ini metode peramalan adalah Jaringan Saraf Tiruan atau Artificial Neuron Network. Jaringan Saraf Tiruan banyak digunakan karena untuk meramalkan data nonlinear time series (Yanto dkk, 2018).

Berdasarkan uraian yang dipaparkan diatas, maka pada artikel ini metode Jaringan Saraf Tiruan digunakan untuk meramalkan Harga Eceran Beras Anak Daro Solok Di Kota Padang menggunakan Algoritma *Backpropagation* berdasarkan 12 periode berikutnya. Prediksi tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran atau salah satu bentuk rekomendasi terhadap pemerintah dalam menentukan keputusan atau kebijakan dalam mengatasi kenaikan beras pada tahun 2024.

II. METODE PENELITIAN

Adapun langkah-langkah analisis BPNN yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang di website Badan Pusat Statistik dari Januari 2018-Desember 2022. Jumlah data yang digunakan adalah 60 data.
2. Melakukan eksplorasi data dengan cara melihat plot data untuk mengetahui gambaran data dan mengidentifikasi pola data pada data harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang dari Januari 2018-Desember 2022.
3. Normalisasi data adalah proses untuk mengubah nilai-nilai dalam dataset ke dalam rentang yang lebih terdefinisi atau standar. Hal ini dapat membantu dalam meningkatkan kinerja model, terutama ketika menggunakan fungsi aktivasi seperti sigmoid. Fungsi aktivasi sigmoid memiliki rentang keluaran antara 0 dan 1. Oleh karena itu, normalisasi data diperlukan agar nilai-nilai input yang masuk ke dalam jaringan saraf memiliki rentang yang serupa dengan rentang keluaran fungsi sigmoid tersebut. Salah satu cara menormalisasi data normalisasi min max, metode ini data diskalakan dalam range 0 dan 1 dapat dilakukan menggunakan rumus sebagai berikut (Chamidah dkk, 2012) normalisasi data dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan (1)

$$x'_t = \frac{x_t - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{1}$$

4. Menentukan *input* berupa *lag* data deret waktu (y_{t-1} dan y_{t-2}) dan sedangkan *output layer* yaitu data periode ke- t .
5. Melakukan pelatihan jaringan menurut (Fausset,1994. hal 294) tahapan-tahapan dari proses algoritma *backpropagation* sebagai berikut.

Langkah 1. Melakukan inisialisasi bobot dan bias dengan bilangan acak kecil menggunakan software *R studio Feedforward* (umpan maju)

Langkah 2. Masing-masing neuron *input* menyiarkan ke semua neuron (lapisan tersembunyi).

Langkah 3. Sinyal *input* yang diterima dijumlahkan menggunakan Persamaan (2)

$$z_in_j = \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} + v_{0j} \tag{2}$$

dimana bobot-bobot yang menghubungkan antara satu neuron dengan neuron lainnya tersebut dihasilkan dari pengacakan bilangan yang dilakukan oleh software *R Studio*. x_i merupakan data dinormalisasi ke- i ($i = 1,2,3, \dots n$), v_{ij} merupakan bobot antara neuron *input* ke- i dengan neuron *hidden* ke- j , v_{0j} merupakan bobot bias pada neuron yang menghubungkan antara unit *input* dan *hidden layer* ke- j , n merupakan jumlah neuron *input*, dan z_in_j nilai neuron *hidden* ke- i dan *input* ke- j .

Menghitung fungsi aktivasi $z_j = f(z_in_j) = \frac{1}{1+e^{-z_in_j}}$ untuk menghitung sinyal keluaran dari *hidden layer* dan dikirim ke semua neuron di lapisan unit selanjutnya

Langkah 4. Masing-masing neuron *output layer* menjumlahkan sinyal *input* menggunakan Persamaan (3)

$$y_in_k = \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} + w_{0k} \tag{3}$$

dimana w_{jk} merupakan bobot dari neuron *hidden* ke- j ($j = 1,2,3, \dots p$) dengan neuron *output* ke- k ($k = 1,2,3, \dots p$), w_{0k} merupakan bobot bias antara neuron *hidden* pada neuron *output* ke- k , z_j merupakan nilai neuron *hidden* ke- j ($j = 1,2,3, \dots p$), p merupakan jumlah neuron *output*, y_in_k merupakan nilai output ke- k pada *output layer* dari neuron *hidden layer*.

Menghitung fungsi aktivasi $z_j = f(z_in_j) = \frac{1}{1+e^{-z_in_j}}$ untuk menghitung sinyal keluaran di *output layer*.

Fase Mundur (*Backpropagation of error*)

Langkah 5. Menghitung nilai *error* (δ) pada masing-masing neuron *output layer*. Menggunakan Persamaan (4)

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \tag{4}$$

$$f'(y_in_k) = f(y_in_k)[1 - f(y_in_k)]$$

dimana δ_k merupakan nilai *error*, t_k merupakan nilai data aktual ke- k , y_k merupakan nilai *output* merupakan nilai *output* ke- k pada *output layer* dari neuron *hidden layer*.

Menghitung nilai koreksi bobot yang digunakan untuk memperbaiki bobot w_{jk} . Menggunakan Persamaan (5)

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \tag{5}$$

dimana Δw_{jk} merupakan perubahan bobot dari neuron *hidden* ke- j dengan neuron *output layer*, α merupakan koefisien pembelajaran (*learning rate*), δ_k merupakan nilai *error*, z_j merupakan nilai neuron *hidden layer* ke- j ($j = 1,2,3, \dots p$)

Menghitung nilai koreksi bias yang digunakan untuk memperbaiki bobot w_{0k} . Menggunakan Persamaan (6)

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \tag{6}$$

dimana Δw_{0k} merupakan perubahan bobot bias, α merupakan koefisien pembelajaran (*learning rate*), δ_k merupakan nilai error.

Langkah 6. Menghitung nilai *error* (δ) pada masing-masing neuron *hidden layer*. Menggunakan Persamaan (7)

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (7)$$

$$= \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} f'(z_{in_j})$$

$$f'(z_{in_j}) = f(z_{in_j})[1 - f(z_{in_j})]$$

dimana δ_j merupakan nilai *error* pada neuron *hidden* ke- j , δ_{in_j} merupakan penjumlahan *output* delta, z_{in_j} merupakan nilai neuron *hidden* ke- i dari *input* ke- j , w_{jk} merupakan bobot dari neuron *hidden* ke- j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) dengan neuron *output* ke- k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$)

Menghitung nilai koreksi bobot yang digunakan untuk memperbaiki bobot v_{ij} . Menggunakan Persamaan (8)

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (8)$$

dimana Δv_{ij} merupakan perubahan nilai bobot antara neuron *input* ke- i dengan neuron *hidden* ke- j , α koefisien pembelajaran (*learning rate*), δ_j merupakan nilai *error* pada neuron *hidden* ke- j , x_i merupakan data harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang yang sudah dinormalisasikan ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)

Menghitung nilai koreksi bobot neuron bias yang digunakan untuk memperbaiki bobot v_{0j} . Menggunakan Persamaan (9)

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (9)$$

dimana v_{0j} merupakan perubahan bobot bias, α merupakan koefisien pembelajaran (*learning rate*), δ_j merupakan nilai *error* pada neuron *hidden* ke- j .

Fase Modifikasi Bobot

Langkah 7. Menghitung perubahan semua bobot antara *hidden layer* dan *output layer*. Menggunakan Persamaan (10) dan (11)

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk} \quad (10)$$

$$w_{0k}(new) = w_{0k}(old) + \Delta w_{0k} \quad (11)$$

dimana $w_{jk}(new)$ merupakan nilai bobot baru, $w_{jk}(old)$ merupakan nilai bobot lama yang m, Δw_{jk} merupakan perubahan bobot, $w_{0k}(new)$ merupakan nilai bobot bias baru pada *output layer*, $w_{0k}(old)$ merupakan nilai bobot bias lama pada *output layer*, Δw_{jk} merupakan perubahan bobot bias. Menghitung semua perubahan semua bobot yang ada antara *input layer* dan *hidden layer*. Menggunakan Persamaan (12) dan (13)

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij} \quad (12)$$

$$v_{0j}(new) = v_{0j}(old) + \Delta v_{0j} \quad (13)$$

$v_{ij}(new)$ merupakan nilai bobot baru yang menghubungkan neuron *input layer* ke- i dengan neuron pada *hidden layer* ke- j , $v_{ij}(old)$ merupakan nilai bobot lama yang menghubungkan neuron *input layer* ke- i dengan neuron pada *hidden layer* ke- j , Δv_{ij} merupakan perubahan nilai bobot penghubung antara neuron *input layer* ke- i dengan neuron *hidden layer* ke- j , $\Delta v_{0j}(new)$

merupakan nilai bobot bias baru pada *hidden layer*, $v_{0j}(old)$ merupakan nilai bobot bias baru pada *hidden layer*, Δv_{0j} merupakan perubahan bobot bias.

6. Kondisi berhenti ketika kesalahan yang dihasilkan oleh model lebih kecil dari kesalahan yang ditentukan sebelumnya. Ini menunjukkan bahwa model telah mencapai tingkat kinerja yang memadai dan tidak memerlukan lebih banyak iterasi pelatihan
7. Pada tahap ini proses membangun arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) dari neuron *input* dan *output*, dengan menentukan jumlah *hidden layer* dan jumlah neuron pada setiap layer tersebut. Kemudian, kita akan menerapkan algoritma *backpropagation* untuk melatih model hingga mencapai tujuan yang diinginkan.
8. Melakukan pengujian jaringan dengan menggunakan data uji dan melakukan validasi akurasi jaringan menggunakan MAPE. Pendekatan ini memberikan gambaran yang jelas tentang seberapa dekat atau jauh

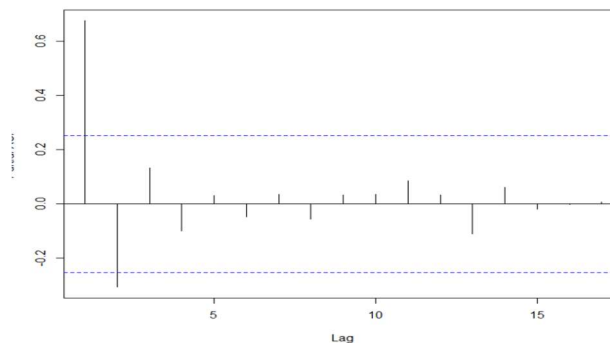
peramalan kita dari kenyataan. Ukuran akurasi dicocokkan dengan data runtun waktu dan ditunjukkan dalam persentase (Chang dkk, 2007). Dengan rumus menggunakan Persamaan (14)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|}{n} \times 100\% \tag{14}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum melakukan analisis data maka perlu pembangunan model Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang kuat dan efektif, langkah awal yang tak terhindarkan adalah eksplorasi data. Eksplorasi data menjadi penting dalam proses pemodelan karena memberikan wawasan yang berharga tentang sifat, struktur, dan hubungan di antara variabel dalam dataset dan mengidentifikasi pola data dapat dilihat pada Gambar 1.

Setelah melakukan eksplorasi data, langkah selanjutnya adalah melakukan normalisasi data menggunakan Persamaan (1), selanjutnya dari total data digunakan sebagai data testing dimana data testing data yang digunakan untuk pembentukan model yang hanya digunakan 80% dari data awal sedangkan data awal merupakan semua amatan data penelitian. Pembagian ini penting untuk menguji kinerja model pada data training, model dapat, sementara data testing digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model tersebut. Selanjutnya untuk membentuk jaringan saraf tiruan yang optimal. Digunakan plot PACF untuk menentukan jumlah neuron pada lapisan *input*, dengan memilih hanya lag-lag yang signifikan. Gambar 2 menyajikan plot PACF dari data sesuai dengan plot PACF garis grafik PACF yang signifikan terletak pada lag 1 dan 2.



Gambar 2. Plot PACF dari data harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang dari Januari 2018-Desember 2022

Trial and error dilakukan untuk *input layer* ditentukan berdasarkan Plot PACF yang signifikan yaitu 2 sedangkan untuk *hidden layer* yang akan digunakan tidak ada aturan baku dalam menentukan jumlah yang akan digunakan dalam proses *trial and error* maka dilakukan sebanyak 14 kali proses *trial and error* dengan neuron *hidden layer* 7, untuk menghasilkan model jaringan terbaik dilihat dari nilai MAPE. Tabel 1 menampilkan 14 jaringan yang diperoleh dari metode Jaringan Saraf Tiruan Algoritma *backpropagation*.

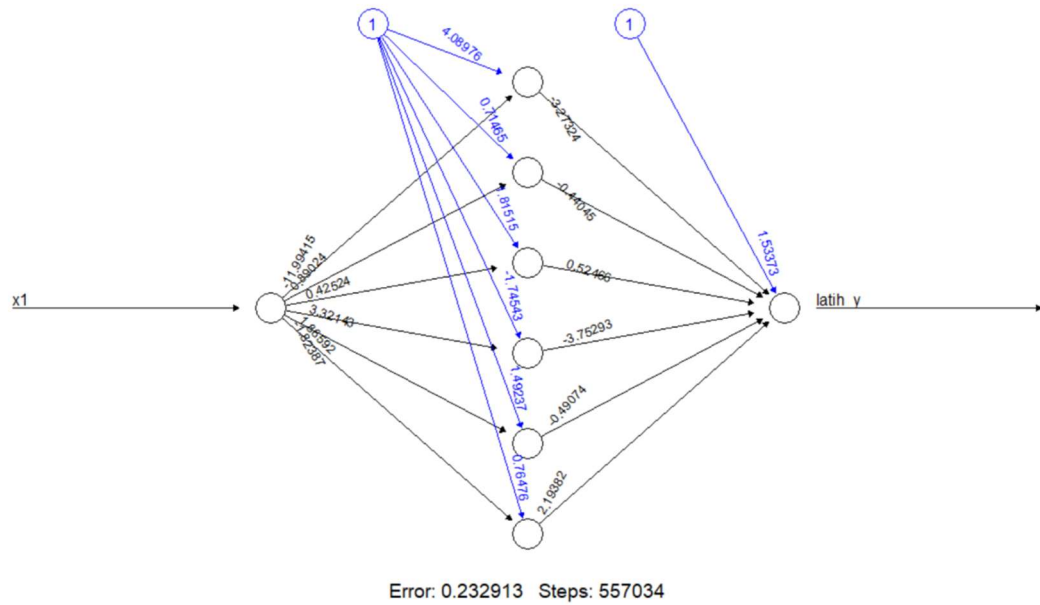
Tabel 1. Jaringan Saraf Tiruan Yang Diperoleh dan MAPE Hasil *Trial and Error*

Model	MAPE
BP (1,1,1)	0.04089
BP (2,1,1)	0.04089
BP (1,2,1)	0.05332
BP (2,2,1)	0.06197
BP(1,3,1)	0.05451
BP(2,3,1)	0.06149
BP(1,4,1)	0.054
BP(2,4,1)	0.06195
BP(1,5,1)	0.03171
BP(2,5,1)	0.06105
BP(1,6,1)	0.03121

Model	MAPE
BP(2,6,1)	0.0599
BP(1,7,1)	0.03317
BP(2,7,1)	0.0566

Berdasarkan Tabel 1 jaringan terbaik dipilih berdasarkan kriteria akurasi terendah yang dinyatakan dalam nilai MAPE. Meskipun demikian, penambahan neuron pada *input layer* atau *hidden layer* tidak selalu meningkatkan kualitas jaringan. Tabel 1 dengan jelas menunjukkan bahwa penambahan neuron tidak selalu menghasilkan penurunan nilai MAPE yang signifikan.

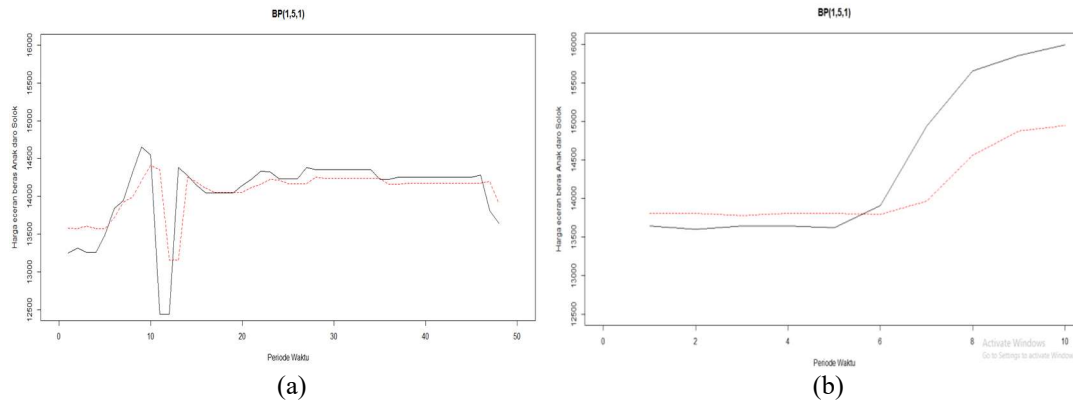
Berdasarkan penelitian 14 jaringan yang berbeda dalam proses *trial and error* sesuai dengan Tabel 1, ditemukan bahwa jaringan BP (1,6,1) memiliki nilai MAPE terendah sebesar 0.03121%. Jaringan ini mengindikasikan keunggulannya dibandingkan dengan yang lain. Oleh karena itu, jaringan BP (1,6,1) telah terpilih sebagai yang terbaik dan akan digunakan dalam proses validasi selanjutnya. Hasil peramalan yang dihasilkan oleh model ini menunjukkan kemampuan yang sangat baik.



Gambar 3. Arsitektur Jaringan BP (1,6,1)

Jaringan yang diperoleh diatas ini memiliki satu neuron pada *input layer*, enam neuron di *hidden layer* yang menghubungkan *input* dan *output layer*. Tidak hanya itu, Gambar 3 juga menampilkan nilai bobot yang menghubungkan neuron pada input dengan *hidden layer*, serta neuron pada *hidden layer* dengan *output layer*. Bobot-bobot ini dihasilkan dari pengacakan bilangan dalam perangkat lunak *RStudio*.

Pada Gambar 4(b) ditampilkan perbandingan hasil prediksi data testing. Peramalan jaringan saraf tiruan dengan menggunakan metode ini diperoleh model BP (1,6,1), menunjukkan nilai MAPE sebesar 0,03121%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa metode JST *backpropagation* sangat efektif dalam meramalkan harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang. Hasil prediksi dengan data *training*, yang disajikan dalam Gambar 4(a). Dengan gambar tersebut, dapat dilihat bahwa jaringan BP (1,6,1) mampu mengikuti pola data aktual dengan baik. Terlihat bahwa pada kedua gambar untuk garis berwarna hitam merupakan data aktual dan garis berwarna merah merupakan hasil dari prediksinya.



Gambar 4. (a) Hasil Prediksi Model Jaringan Saraf Tiruan Dengan Data Training Dan (b) Data Testing

Dalam konteks peramalan dengan menggunakan model jaringan saraf tiruan *backpropagation* (BP), denormalisasi diperlukan sebelum proses peramalan periode selanjutnya untuk mengembalikan nilai-nilai peramalan ke dalam satuan atau skala awal, pada data Tabel 2 menunjukkan hasil perbandingan antara data aktual dari 12 periode sebelumnya dengan hasil peramalan untuk 12 periode ke depan menggunakan model jaringan saraf tiruan BP dengan arsitektur (1,6,1).

Tabel 2. Hasil Peramalan harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang untuk 12 Periode Selanjutnya

Waktu	Hasil Peramalan
Januari 2023	16139,105
Februari 2023	16286,974
Maret 2023	16434,843
April 2023	16582,712
Mei 2023	16730,580
Juni 2023	16878,449
Juli 2023	17026,318
Agustus 2023	17174,186
September 2023	17322,055
Oktober 2023	17469,924
November 2023	17617,793
Desember 2023	17765,661

Dari hasil perbandingan peramalan harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang untuk 12 bulan periode selanjutnya, terlihat bahwa harga tersebut mengalami kenaikan dibandingkan dengan 12 bulan periode sebelumnya. Harga tertinggi mencapai 17.765,661 dan harga terendah mencapai 16.139,105. Prediksi harga juga dapat menjadi dasar untuk perencanaan pemerintah dalam mempertimbangkan kebijakan-kebijakan yang mempengaruhi produksi dan distribusi beras, seperti insentif untuk petani, peningkatan infrastruktur yang mendukung distribusi beras, atau pengelolaan stok beras yang lebih efisien. Selain itu, pemerintah juga dapat mempertimbangkan kebijakan harga yang bersifat intervensi, seperti subsidi atau pengaturan harga, untuk menjaga stabilitas harga beras dan melindungi konsumen dari lonjakan harga yang berlebihan.

IV. KESIMPULAN

Hasil peramalan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma Backpropagation yang menghasilkan model terbaik BP(1,6,1) dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,03121% menunjukkan bahwa kinerja jaringan dalam memodelkan dan meramalkan harga eceran rata-rata Beras Anak Daro Solok di Kota Padang sangat baik. MAPE yang rendah menandakan bahwa hasil peramalan sangat dekat dengan nilai sebenarnya, sehingga model tersebut dapat dianggap valid dan dapat diandalkan untuk keperluan peramalan harga beras di masa mendatang. Untuk penelitian selanjutnya, dapat diimplementasikan pada kasus harga eceran beras Anak Daro

Solok di Kota Padang dengan metode Jaringan Saraf Tiruan algoritma yang berbeda seperti *reccurent network* dan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. 2023. Berita Resmi Statistik Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2023 (Angka Sementara). Diakses tanggal 22 Januari 2024 <https://www.bps.go.id/id/pressrelease/2023/10/16/2037/luas-panen-dan-produksi-padi-di-indonesia-2023--angka-sementara-.html>
- Chamidah, N., & Salamah, U. (2012). Pengaruh normalisasi data pada jaringan syaraf tiruan backpropagasi gradient descent adaptive gain (bpgdag) untuk klasifikasi. *ITSMART: Jurnal Teknologi dan Informasi*, 1(1), 28-33.
- Chang, P. C., Wang, Y. W., & Liu, C. H. (2007). The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32(1), 86-96.
- Dinas Pertanian Kota Solok. Membangkitkan Pamor Anak Daro Kota Solok. Diakses pada tanggal 22 Januari 2024 <https://disperta.solokkota.go.id/membangkitkan-pamor-anak-daro-kota-solok/>
- Fardhani, A. A., Simanjuntak, D. I. N., & Wanto, A. (2018). Prediksi harga eceran beras di pasar tradisional di 33 kota di Indonesia menggunakan algoritma backpropagation. *Jurnal Infomedia: Teknik Informatika, Multimedia & Jaringan*, 3(1), 25-30.
- Fausett L. 1994. *Fundamental of Neural Networks: Achitectures, Algorithms, and Applications*. New Jersey(US)
- Musdalifah, S. (2021). Prediksi Harga Beras Di Tingkat Perdagangan Besar Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Terapan*, 18(2), 148-159.
- Sihotang, B. K., & Wanto, A. (2018). Analisis JST Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel NonBintang. *Techno. Com*, 17(4), 333-346.
- Syafii, M., Putri, R. K., Suriani, L., & Hasibuan, L. H. (2023). Peramalan Harga Eceran Rata-rata Beras dengan Metode Trend:(Studi Kasus Harga Eceran Rata-rata Beras di Kota Padang). *MAJAMATH: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 6(1), 23-32.
- Yanto, M. (2018). Jaringan Saraf Tiruan Analisa Pengaruh Gizi Buruk Terhadap Perkembangan Balita dengan Algoritma Perceptron. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 12(1), 1003-10