



Estimasi Harga Bawang Bawang di Jawa Timur Menggunakan Model Multilayer Perceptron

Yan Aditya Pradana^{1✉}, Lenny Puspita Dewi², Wysnu Pramudito³, Irfan Miftahul Fauzi⁴, Santosa Pradana Putra Setia Negara⁵, Dian Ardhifa Iswari⁶, Moh. Mudzakkir⁷, Trisakti Handayani⁸

¹⁻⁶ *Fakultas Ilmu Formal dan Ilmu Terapan, Universitas Muhammadiyah Madiun, Indonesia*

⁷ *Fakultas Ilmu Sosial, Universitas Negeri Surabaya, Indonesia*

⁸ *Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Muhammadiyah Malang, Indonesia*

✉ Corresponding email: yap764@ummad.ac.id

Histori Artikel:

Submit: 22 September 2023; Revisi: 30 November 2023; Diterima: 2 Desember 2023

Publikasi: 4 Desember 2023 ; Periode Terbit: Desember 2023

Doi: 10.23917/jkk.v2i4.174

Abstrak

Indonesia adalah negara yang dikenal dengan beragam produk pertanian. Produk pertanian yang dihasilkan meliputi pangan dan hortikultura. Produk hortikultura yang sering ditanam oleh masyarakat adalah bawang merah. Bawang merah merupakan salah satu komoditas yang memiliki tingkat risiko yang tinggi yaitu harga yang fluktuatif. Harga bawang merah dapat naik dan turun hanya dalam waktu beberapa minggu. Fluktuasi harga bawang merah dapat terjadi karena tidak ada aturan yang melindungi harga bawang merah. Kondisi mekanisme pasar menentukan harga bawang merah, sehingga hukum penawaran dan permintaan menentukan naik turunnya harga. Langkah-langkah yang tepat diperlukan untuk memprediksi harga bawang merah dalam beberapa periode berikutnya dan meminimalkan risiko kerugian petani. Harga bawang merah berubah setiap minggu, sehingga diperlukan prediksi harga bawang merah menggunakan metode Multilayer Perceptron (MLP). Multilayer Perceptron (MLP) adalah salah satu Jaringan Saraf Tiruan (ANN) yang populer. Model MLP yang dibangun terbukti dapat memprediksi harga bawang merah di Jawa Timur. Perbandingan data uji dan pelatihan terbaik adalah 2:1, yang memiliki kesalahan terkecil dari model lainnya. Ini bisa disebabkan oleh faktor parameter yang tidak sesuai. Perbedaan jumlah epoch dalam penelitian ini berdampak signifikan dalam meminimalisasi kesalahan.

Kata Kunci: fluktuasi, jaringan syaraf tiruan, multilayer perceptron, produk hortikultura

Pendahuluan

Indonesia adalah negara yang terkenal dengan beragam produk pertaniannya. Produk pertanian yang dihasilkan meliputi beras, buah-buahan, dan rempah-rempah. Salah satu rempah-

rempah yang sering digunakan oleh masyarakat Indonesia adalah bawang merah. Bawang merah sering digunakan dalam masakan Indonesia karena memiliki rasa khas dibandingkan dengan bawang putih dan bawang



bombay. Bawang merah memiliki rasa yang cenderung lebih pedas, aroma yang tajam, dan wangi yang gurih. Biasanya, bagian umbi bawang yang paling banyak digunakan dalam masak, tetapi di beberapa daerah, seperti Jawa Timur, daun dan tangkai bunganya juga digunakan (Azizah et al., 2019; BPS, 2022).

Kandungan gizi dari bawang merah mentah juga sangat lengkap, termasuk air, karbohidrat, gula, serat, protein, lemak, vitamin C, vitamin B, vitamin A, vitamin E, vitamin K, kalsium, zat besi, magnesium, fosfor, kalium, natrium, seng, dan selenium (Kuswardhani, 2016). Kandungan gizi yang lengkap ini juga memberikan manfaat ketika dikonsumsi (Fauzi et al., 2023; Negara et al., 2023). Manfaat yang dihasilkan dapat mengatasi masalah flu pada anak-anak dan bayi serta mengobati vertigo, maag, disentri, sembelit, dan insomnia (Aryanta, 2019). Banyak manfaat yang diberikan oleh bawang merah membuat para petani di Indonesia membudidayakannya.

Daerah penghasil bawang merah terluas di Indonesia adalah Jawa Tengah dan Jawa Timur. Jawa Tengah menghasilkan 564.225 ton, sedangkan Jawa Timur menghasilkan 500.992 ton pada tahun 2021 (BPS, 2022). Bawang merah dapat dipanen ketika sudah tua, biasanya sekitar 70 hingga 80 hari. Bawang merah adalah tanaman yang mudah terpengaruh oleh hama, sehingga perlu perhatian saat membudidayakannya. Kesulitan yang dihadapi petani dalam menanam bawang merah kadang-kadang berbeda

dengan harga jualnya. Bawang merah adalah salah satu komoditas pertanian dengan harga yang sangat fluktuatif dibandingkan dengan komoditas pertanian lainnya (Irawan, 2007). Selain itu, bawang merah juga menjadi salah satu penyumbang utama inflasi (Yanuari, 2016).

Harga bawang merah sangat fluktuatif, sehingga membuat petani menghadapi risiko yang sangat tinggi dalam membudidayakannya. Harga bawang merah dapat naik dan turun hanya dalam hitungan minggu. Penyebab fluktuasi harga bawang merah adalah karena tidak ada aturan yang melindungi harga bawang merah. Kondisi mekanisme pasar menentukan harga bawang merah, sehingga hukum penawaran dan permintaan menentukan naik turunnya harga. Diperlukan langkah-langkah yang tepat diperlukan untuk meminimalkan risiko kerugian petani (Istiqomah et al., 2022; Iswari et al., 2023). Salah satu langkahnya adalah memprediksi harga bawang merah untuk beberapa periode mendatang. Harga bawang merah berubah setiap minggu, sehingga penelitian ini menggunakan model *Multilayer Perceptron* (MLP) (Rahmat, 2016).

Jaringan Saraf Tiruan (ANN) adalah struktur yang terinspirasi dari fungsi otak. Jaringan ini dapat mengestimasi fungsi model dan menangani tugas linier/nonlinier dengan mempelajari hubungan dari data dan menggeneralisir ke situasi yang belum terlihat sebelumnya. Salah satu jenis ANN yang populer adalah *Multilayer Perceptron* (MLP). Ini adalah



alat pemodelan yang kuat yang menerapkan prosedur pelatihan terawasi dengan menggunakan contoh data dengan keluaran yang diketahui (Bishop, 1995). Prosedur ini menghasilkan model fungsi nonlinier yang memungkinkan prediksi data keluaran dari data masukan yang diberikan.

Menurut penelitian sebelumnya, prediksi harga saham dari sektor-sektor tertentu di Bursa Efek Indonesia menggunakan jaringan saraf tiruan menunjukkan bahwa jaringan saraf dapat memprediksi harga meskipun volatilitas pasar (Devadoss, 2013). Sebuah kerangka pembelajaran mesin berbasis algoritma Multilayer Perceptron (MLP) telah dibuat dan diterapkan untuk memprediksi gelombang di Danau Michigan. Model MLP ini efisien secara komputasi dan dapat memprediksi kondisi gelombang karakteristik dengan akurasi yang dapat dibandingkan dengan model SWAN. Pendekatan pembelajaran mesin ini menunjukkan bahwa dapat memprediksi kondisi gelombang dalam $1/20.000$ hingga $1/10.000$ dari waktu komputasi yang diperlukan untuk menjalankan model berbasis fisika. Percepatan sebesar ini dapat memungkinkan prediksi gelombang yang efisien dalam skala besar dalam waktu dan ruang (Feng, 2020). Perseptron Multilayer digunakan untuk transformasi cepat ruang fitur dan penurunan gradien cepat, jaringan saraf memori jangka panjang pendek-bidirectional untuk mengekstrak fitur temporal dari data deret waktu saham,

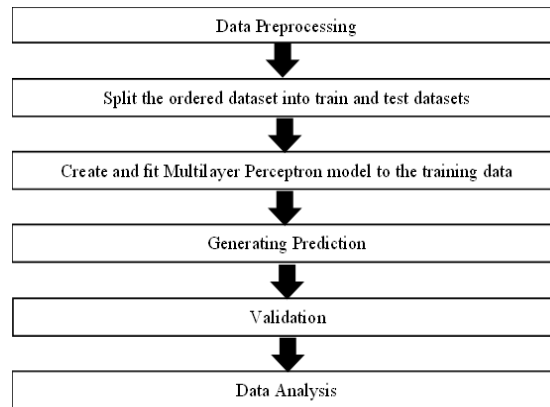
dan mekanisme perhatian untuk membuat jaringan saraf fokus lebih pada informasi material penting dengan memberikan bobot yang lebih tinggi (Chen, 2020). Metode prediksi berbasis Multilayer Perceptron untuk sistem fotovoltaik (PV) menggunakan data historis radiasi, suhu, sudut zenit surya, kecepatan angin, dan kelembaban relatif. Kinerjanya dievaluasi melalui validasi silang dan pengujian dengan bantuan data PV dunia nyata. Penulis mengusulkan algoritma yang dapat menjadi metode potensial untuk prediksi PV atap dalam aplikasi rumah pintar (Parvez, 2020; Shobri, M. Q., et al., 2021). Evolving Multilayer Perceptron (eMLP) untuk memprediksi harga emas secara akurat dengan mempertimbangkan fluktuasi harga harian dan memanfaatkan informasi dari big data dari kumpulan data aktual (Y. A. Pradana, 2023). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa eMLP yang diusulkan memberikan akurasi yang sangat baik dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) hingga 0,769% untuk parameter-parameter yang dipilih: ambang batas sensitivitas 0,9, ambang batas error 0,1, tingkat pembelajaran1 0,9, dan tingkat pembelajaran2 0,9 (Rahmat, 2016).

Penelitian ini bertujuan untuk membuat model Learning Multilayer Perceptron untuk memprediksi harga bawang merah pada waktu tertentu. Model Multilayer Perceptron yang telah dibuat terbukti memberikan nilai kesalahan kecil, sehingga dianggap mampu memprediksi harga bawang merah dengan baik.



Metode

Metodologi penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yang dijelaskan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Multilayer Perceptron (MLP) adalah model jaringan saraf tiruan pertama yang ditemukan (Helmiyah et al., 2021). Jaringan MLP terdiri dari lapisan input, output, dan tersembunyi.

Dalam perkembangannya jumlah lapisan di dalamnya lebih signifikan dibandingkan MLP reguler. DMLP memiliki komponen input di setiap neuron, termasuk (x) untuk input, bobot (w), dan bias (b) (Du & Swamy, 2014). Keluaran dari neuron dalam jaringan saraf diilustrasikan dalam persamaan

(2). Setiap neuron memiliki fungsi aktivasi non-linear yang menghasilkan keluaran dengan mengakumulasi input terbobot dari neuron di lapisan sebelumnya. Fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam DMLP meliputi sigmoid, linear, dan unit langkah.

$$y_i = \sigma(\sum_i W_i x_i + b_i) \quad (2)$$

$$x_0 = 1;$$

$$w_0 = \text{bias},$$

$$y = \text{output}.$$

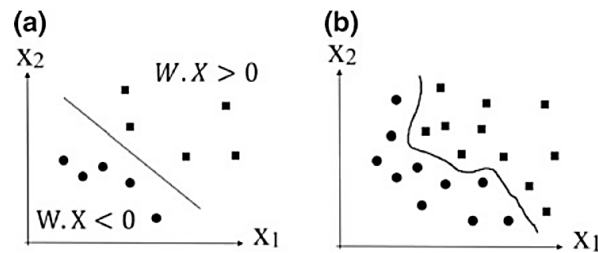
Fungsi aktivasi dapat mengambil berbagai bentuk, seperti yang tercantum dalam Tabel I.

Tabel 1. Fungsi Aktivasi dan Persamaannya

Activation Function	Equation
Unit step	$f(z) = \begin{cases} 1 & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$
Linear	$f(z) = z$
Logistik (sigmoid)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

DMLP dapat mempelajari fungsi yang dapat dipisahkan secara linear, sebagaimana dinyatakan dalam persa-

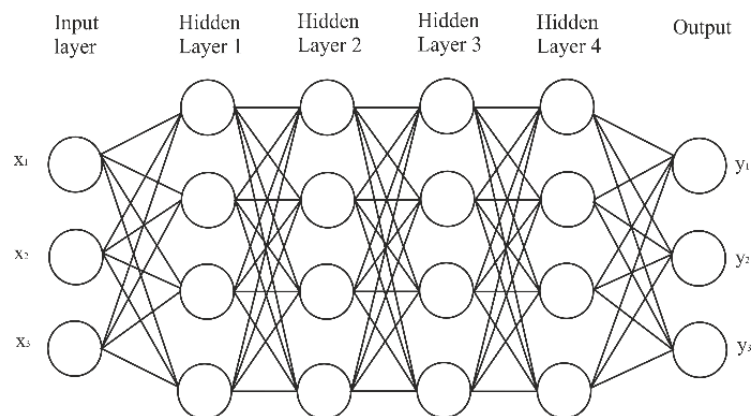
maan (1). Gambar 2 menunjukkan contoh fungsi linear yang membagi data menjadi dua kelas.



Gambar 2. Pola masukan, dari kiri ke kanan: a. dapat dipisahkan secara linear, b. tidak dapat dipisahkan secara linear.

Dengan DMLP, klasifikasi yang lebih efisien dan kinerja regresi yang lebih cepat dapat dicapai dibandingkan dengan model yang memiliki lebih sedikit lapisan. Proses pembelajaran DMLP dilakukan melalui propagasi balik, di mana kesalahan pada neuron lapisan output juga dilacak kembali ke neuron

di lapisan sebelumnya. Pada DMLP, metode *Stochastic Gradient Descent* (SGD) digunakan untuk optimalisasi pembelajaran (memperbarui bobot antara lapisan). Gambar 3 mengilustrasikan model DMLP, lapisan-lapisannya, neuron-neuron di dalam lapisan, dan bobot antar-neuron.



Gambar 3. Diagram Deep Multilayer Perceptron

MLP melibatkan lapisan input, tersembunyi, dan output. Berikut adalah penjelasan untuk setiap lapisannya:

a. Lapisan Input

Lapisan input menerima nilai masukan dari setiap catatan dalam data. Jumlah simpul input sama dengan jumlah variabel prediktor.

Lapisan tersembunyi mengubah nilai masukan dalam jaringan saraf. Setiap neuron di lapisan tersembunyi terhubung dengan neuron lain di lapisan tersembunyi sebelumnya atau dari lapisan input dan simpul di lapisan tersembunyi berikutnya atau lapisan output. Tidak ada batasan pada jumlah lapisan tersembunyi; bisa berapa pun.

c. Lapisan Output

b. Lapisan Tersembunyi



Garis-garis yang terhubung ke lapisan output berasal dari lapisan tersembunyi atau lapisan input dan mengembalikan nilai output yang sesuai untuk variabel prediksi. Nilai output dari lapisan output biasanya adalah nilai desimal antara 0 dan 1. Setiap simpul dalam jaringan saraf adalah unit pemrosesan. Setiap simpul memiliki banyak masukan dan satu keluaran. Setiap simpul menggabungkan berbagai nilai masukan, melakukan perhitungan, dan menghasilkan nilai keluaran (aktivasi).

Data yang diolah dalam MLP berasal dari tahun 2020-2023 dengan data mingguan. Dataset tersebut diproses menggunakan pembersihan data untuk menangani nilai yang hilang, dan dataset yang telah dibersihkan dibagi menjadi data latih dan data uji. Rasio pembersihan dan pengujian data adalah 1:1, 2:1, dan 4:1, yang akan dibandingkan untuk akurasi. Kinerja model MLP tergantung tidak hanya pada pilihan variabel, jumlah lapisan tersembunyi, node, dan data pelatihan tetapi juga pada parameter pelatihan seperti tingkat pembelajaran, momentum yang mengontrol perubahan bobot, dan jumlah iterasi. MLP dengan satu lapisan tersembunyi mengidentifikasi fungsi nonlinier dengan akurasi yang lebih rendah. Jaringan dengan lebih banyak lapisan tersembunyi cenderung melakukan overfitting pada data pelatihan. Tingkat pembelajaran dan momentum mengontrol kecepatan dan efektivitas proses pembelajaran. Dalam pemodelan perubahan lahan, analisis hubungan kompleks antara transisi lahan dan sejumlah besar variabel yang bertindak sebagai

pendorong membutuhkan teknik empiris canggih untuk menemukan fungsi nonlinier yang menggambarkan hubungan yang rumit tersebut (Camacho et al., 2014). Variabel seperti jarak, kemiringan, jenis tanah, kepemilikan tanah, dll., disajikan di simpul masukan jaringan. Setiap simpul keluaran mewakili transisi lahan yang berbeda (misalnya, hutan ke padang rumput, hutan ke lahan pertanian, dan hutan ke perkotaan, dll.) di mana nilai variabel penjelas diketahui dan transisi lahan diamati di masa lalu. Setelah langkah pelatihan, MLP dapat memprediksi perubahan potensial dari setiap transisi ketika data masukan baru disajikan ke jaringan (Pijanowski et al., 2002).

Hasil dan Pembahasan

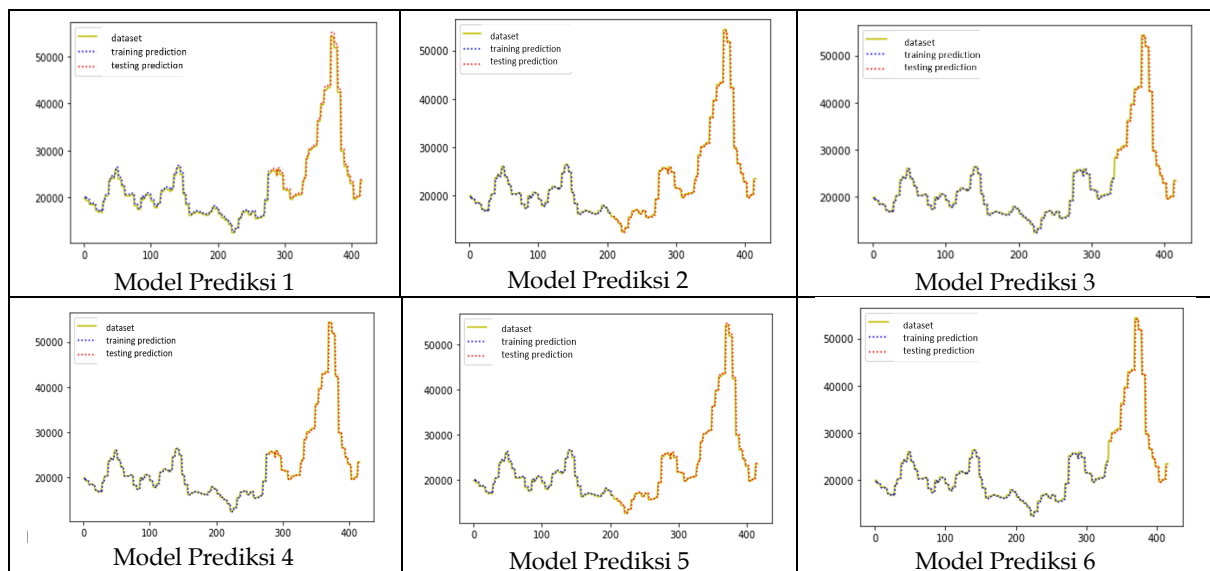
Dalam penelitian ini, penulis menggunakan bahasa pemrograman *Python*. *Python* digunakan karena menyediakan banyak pustaka untuk melakukan pemrosesan MLP. Setelah memproses data, langkah berikutnya adalah membangun model peramalan.

Dalam hasil ramalan model 1 pada Gambar 4, Metode Normalisasi yang digunakan adalah MLP, distribusi data uji dan data latih adalah 2:1 dan total epoch adalah 200. Hal ini menunjukkan bahwa secara keseluruhan model dapat memprediksi harga dengan baik, tetapi pada beberapa titik, peningkatan dan penurunan mengalami keterlambatan. Ada juga perbedaan pada setiap puncak harga pada waktu tertentu. Pada hasil ramalan model 2 dengan rasio 1:1 dalam Gambar 4, semua parameter serupa dengan model 1, namun perbedaannya



adalah rasio data latih dan data uji. Hasil dari ramalan model 2 menunjukkan pergeseran ketidakcocokan prediksi dengan data aktual. Pada model 3 yang ditunjukkan pada Gambar 4 dengan model MLP, perbandingan data latih dan data uji adalah 4:1, dengan epoch sebanyak 200. Model 4 yang ditunjukkan dalam Gambar 4 dengan model MLP, perbandingan data latih dan data uji adalah 2:1, dengan epoch sebanyak 100

menunjukkan tingkat akurasi tertinggi. Pada model 5 yang ditunjukkan dalam Gambar 4 dengan model MLP, perbandingan data latih dan data uji adalah 1:1, dengan epoch sebanyak 100. Pada model 6 yang ditunjukkan dalam Gambar 4 dengan model MLP, perbandingan data latih dan data uji adalah 4:1, dengan epoch sebanyak 100, namun tingkat akurasi adalah yang terendah.



Gambar 4. Model Prediksi Multilayer Perceptron

Tabel 2 adalah rekapitulasi hasil eksperimen. Eksperimen dengan membandingkan antara data pelatihan dan pengujian, jumlah epoch, dan MAPE yang berbeda. Penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai metode evaluasi eksperimental untuk menentukan seberapa baik model tersebut. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), juga dikenal sebagai *Mean Absolute Percentage Deviation* (MAPD), adalah ukuran

akurasi prediksi dari suatu metode peramalan dalam statistik. Biasanya, ini mengungkapkan akurasi sebagai rasio yang didefinisikan oleh rumus:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (2)$$

Di mana A_t adalah nilai aktual, dan F_t adalah nilai ramalan. Selisih mereka dibagi oleh nilai sebenarnya A_t . Nilai absolut dari rasio ini dijumlahkan untuk setiap titik waktu yang



diramalkan dan dibagi oleh jumlah titik yang sesuai n.

Tabel 2. Rekapitulasi hasil eksperimen.

No.	Model	Training and Testing Ratio	Epoch	MAPE
1.	MLP	2:1	200	1,8666807
2.	MLP	1:1	200	2,6592466
3.	MLP	4:1	200	4,6249954
4.	MLP	2:1	100	1,7793759
5.	MLP	1:1	100	2,5046333
6.	MLP	4:1	100	5,5139726

Beberapa eksperimen dengan model MLP yang telah dibuat terbukti mampu memprediksi harga bawang merah di Jawa Timur dengan baik.

Parameter perbandingan data latih dan data uji yang terbaik adalah perbandingan 2:1 dengan nilai epoch 100 dan nilai MAPE 1,7793759. Sedangkan perbandingan data latih dan uji yang terendah adalah perbandingan nilai 4:1 dengan nilai epoch 200 dan nilai MAPE 5,5139726. Perbedaan hasil prediksi disebabkan oleh perbedaan perbandingan antara data uji dan data latih. Perbedaan dalam jumlah iterasi (epochs) dalam penelitian ini berdampak signifikan dalam mengurangi kesalahan. Model multilayer perceptron akan memberikan hasil terbaik ketika digunakan untuk prediksi selama satu tahun. Namun, ketika digunakan untuk prediksi selama dua tahun, model masih dapat memberikan hasil yang cukup baik dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah.

Simpulan

Model MLP yang telah dikembangkan terbukti mampu melakukan prediksi harga bawang merah di Jawa

Timur dengan baik. Model 4 menunjukkan hasil terbaik dengan MAPE terendah. Perbedaan dalam hasil prediksi disebabkan oleh perbedaan antara data uji dan data latih. Selain itu, perbedaan dalam jumlah iterasi (epochs) juga memiliki dampak signifikan dalam mengurangi kesalahan. Model multilayer perceptron akan memberikan hasil terbaik saat digunakan untuk prediksi selama satu tahun. Namun, ketika digunakan untuk prediksi selama dua tahun, model masih mampu memberikan hasil yang memuaskan dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah.

Daftar Pustaka

- Aryanta, I. W. R. (2019). Bawang Merah dan Manfaatnya bagi Kesehatan. *Widya Kesehatan*, 1(1), 29-35. <https://doi.org/10.32795/widyakesehatan.v1i1.280>
- Azizah, A. N., Agustina, P., Suparti, S., Saputra, A., & Sidiq, Y. (2019). The Use of Natural Dyes from Beetroot Skin Extract (*Beta Vulgaris*) as Teaching Material on Cell Division for Senior High School Students. *Indonesian Journal on Learning and Advanced Education (IJOLAE)*, 2(1), 20-26.



- <https://doi.org/10.23917/ijolae.v2i1.9051>
- Badan Pusat Statistika. Produksi Tanaman Sayuran 2021, *Badan Pusat Statistika*, 2022, [online]. Tersedia: <https://www.bps.go.id/indikator/55/61/1/produksi-tanaman-sayuran.html> [diakses: 16 September 2022].
- Bishop CM. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford University Press, Oxford 482
- Camacho Olmedo, María Teresa & Pae-gelow, Martin & Mas, J. & Escobar, Francisco. (2018). *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios. An Introduction*. Springer International Publishing.
- Devadoss, A., & Ligor, T.A. (2013). Forecasting of Stock Prices Using Multilayer Perceptron. *International Journal of Computing Algorithm*, 2(1), 440-449
- Du K-L, Swamy MNS (2014). *Neuronal networks and statistical learning*. Springer, Berlin
- Fadilatin, N. S., Roziaty, E., & Pradana, Y. A. (2022). Keragaman Zooplankton di Perairan Sungai Pepe Anak Sungai Bengawan Solo di Jawa Tengah. *Jurnal Keilmuan Dan Keislaman*, 1(2), 72-80. <https://doi.org/10.23917/jkk.v1i2.15>
- Fauzi, I. M., Negara, S. P. P. S., Iswari, D. A., Putri, S. O., Aji, K. M. B., Susila, I., Efendi, B., & Febrianti, N. (2023). Pengaruh Faktor-Faktor Psikologi terhadap Perilaku Konsumen Ikan Segar di Universitas Muhammadiyah Madiun. *Jurnal Keilmuan Dan Keislaman*, 2(4), 225-236. <https://doi.org/10.23917/jkk.v2i4.48>
- Feng, X., Ma, G., Su, S.-F., Huang, C., Boswell, M. K., & Xue, P. (2020). A multilayer perceptron approach for accelerated wave forecasting in Lake Michigan. *Ocean Engineering*, 211, 107526. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107526>
- Helmiyah, S., Riadi, I., Umar, R., & Hanif, A. (2021). Speech Classification to Recognize Emotion Using Artificial Neural Network. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 7(1), 12-17. <https://doi.org/10.23917/khif.v7i1.11913>
- I. Parvez, A. Sarwat, A. Debnath, T. Olowu, M. G. Dastgir and H. Riggs, (2020). Multilayer Perceptron-based Photovoltaic Forecasting for Rooftop PV Applications in Smart Grid. *SoutheastCon*, pp. 1-6, DOI: [10.1109/SoutheastCon44009.2020.9249681](https://doi.org/10.1109/SoutheastCon44009.2020.9249681)
- Irawan, B. (2007). Fluktuasi harga, transmisi harga, dan margin pemasaran sayuran dan buah. *Analisis Kebijakan Pertanian*, 5(4), 358-373.
- Istiqomah, S., Krisdiantoro, K., Pratama, N. W. I., Sari, A. C. P., Oktatian, E. M., Kusuma, A. C., ... & Sukaton, D. L. A. (2022). Peningkatan Ketahanan Pangan Masyarakat dalam Masa Pandemi Covid-19 Di Desa Kandangan Kabupaten Blitar. *Buletin KKN Pendidikan*, 4(1), 80-89. doi: <https://doi.org/10.23917/bkkndik.v4i1.17399>
- Iswari, D. A., Fauzi, I. M., Negara, S. P. P. S., Putri, S. O., Suprpto, S., Nurwantara, M. P., Mangifera, L., Anafih, E. S., & Tamtama, N. N. (2023). Model Pengukuran Kinerja Rantai Pasok Kakao. *Jurnal Keilmuan Dan Keislaman*, 2(3), 171-183. <https://doi.org/10.23917/jkk.v2i3.51>



- Kuswardhani, DS. 2016. *Sehat tanpa Obat dengan Bawang Merah-Bawang Putih*. Yogyakarta: Penerbit Rapha Publishing.
- Mas J.F., Kolb M., Paegelow M., Camacho Olmedo M.T., Houet T. (2014). Inductive pattern-based land use/cover change models: a comparison of four software packages. *Environ Model Softw.*51:94-111
- Mas JF, Puig H, Palacio JL, Sosa AA (2004) Modelling deforestation using GIS and artificial neural networks. *Environ Model Softw.* 19(5):461-471
- Negara, S. P. P. S., Fauzi, I. M., Iswari, D. A., Putri, S. O., Aji, K. M. B., Astuti, R., Irawati, D. A., & Riyanto, S. (2023). Peningkatan Produksi Markisa pada Kelompok Pekarangan Pangan Lestari (P2L) Ngongak Tanduran Kota Madiun. *Jurnal Ilmiah Kampus Mengajar*, 3(2), 98-104.
<https://doi.org/10.56972/jikm.v3i2.120>
- Pijanowski BC, Brown DG, Shellito BA, Manik GA (2002) Using neural nets and gis to forecast land use changes: a land transformation model. *Comput Environ Urban Syst* 26(6):553-575
- Pradana, Y., Azka, D., Aji, A., & Fauzi, I. (2022). Analysis Of Weather Changes For Estimation Of Shallot Crops Fluctuation Using Hidden Markov. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 16(1), 333-342. <https://doi.org/10.30598/barekengvol16iss1pp331-340>
- Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional. Informasi Harga Pangan Antar Daerah, *Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional*, (2022), [online], Tersedia: <https://harga-pangan.id/> [diakses: 16 September 2022].
- Q. Chen, W. Zhang, and Y. Lou, "Forecasting Stock Prices Using a Hybrid Deep Learning Model Integrating Attention Mechanism, Multilayer Perceptron, and Bidirectional Long-Short Term Memory Neural Network," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 117365-117376, 2020, DOI: [10.1109/ACCESS.2020.3004284](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3004284)
- R. F. Rahmat, A. Rizki, A. F. Alharthi and R. Budiarto. 2016. "Big data forecasting using evolving multilayer perceptron," 2016 4th Saudi International Conference on Information Technology (Big Data Analysis) (KACSTIT), pp. 1-5, DOI:[10.1109/KACSTIT.2016.7756069](https://doi.org/10.1109/KACSTIT.2016.7756069).
- Shobri, M. Q., Yanuar, F., & Devianto, D. (2021). Covid-19 Patient Mortality Risk Classification Using Bayesian Binary Logistic Regression. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 18(1), 150-160.
- Y. A. Pradana, I. Mukhlash, M. I. Irawan and E. R. M. Putri. 2023. "Carbon Price Prediction in the European Market using Deep Learning," 2023 10th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI), Palembang, Indonesia, pp. 307-314, doi: <https://doi.org/10.1109/EECSI59885.2023.10295618>
- Yanuari AR., dan Afsari, MD. *Profil Komoditas Barang Kebutuhan Pokok dan Barang Penting: Komoditas Bawang Merah*, Jakarta: Kemendag RI, 2016.

