

PENERAPAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) UNTUK KLASIFIKASI JENIS BIJI GANDUM

Ranisyah Anggraini

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Bengkulu
email: ranisyahanggraini892@gmail.com

Muhammad Hafiz

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Bengkulu
email: muhammadapis1704@gmail.com

Wina Ayu Lestari

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Bengkulu
email: walestari@unib.ac.id*

Riwi Dyah Pangesti

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Bengkulu
email: rdyahpangesti@unib.ac.id

Abstrak

Klasifikasi jenis biji gandum merupakan tahap penting dalam mendukung kualitas bahan baku industri pangan. Proses identifikasi yang masih banyak dilakukan secara manual berpotensi menimbulkan kesalahan akibat kemiripan karakteristik fisik antar jenis gandum. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dengan algoritma *Backpropagation* dalam mengklasifikasikan jenis biji gandum secara otomatis berdasarkan karakteristik fisiknya. Data yang digunakan merupakan data sekunder dari *UCI Machine Learning Repository (Seeds Dataset)* yang terdiri dari tiga jenis gandum dan tujuh variabel prediktor, yaitu luas biji, keliling biji, tingkat kepadatan bentuk biji, panjang biji, lebar biji, koefisien asimetri, dan panjang alur biji. Data dipra-pemroses melalui normalisasi Min-Max dan dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%). Model ANN dibangun dengan 7 neuron pada lapisan input, 1 *hidden layer* dengan 5 neuron, serta 3 neuron pada lapisan *output* untuk klasifikasi multikelas. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ANN mampu mengklasifikasikan jenis biji gandum dengan baik, ditunjukkan oleh nilai akurasi sebesar 90,48%, *precision* 91,91%, *recall* 89,74%, dan *F1-score* 90,81%. Temuan ini membuktikan bahwa ANN efektif dalam mengenali pola nonlinier pada karakteristik fisik biji gandum dan layak digunakan sebagai pendekatan klasifikasi otomatis dalam mendukung pertanian presisi dan industri pangan.

Kata Kunci: *Artificial Neural Network, Backpropagation, Klasifikasi, Biji Gandum, Confusion Matrix.*

Abstract

The classification of wheat seed types is an essential process to ensure the quality of raw materials in the food industry. Conventional identification methods are commonly performed manually and are prone to errors due to similarities in physical characteristics among wheat varieties. Therefore, this study aims to apply an *Artificial Neural Network* (ANN) using the *Backpropagation* algorithm to automatically classify wheat seed types based on their physical characteristics. The data used in this study are secondary data obtained from the *UCI Machine Learning Repository (Seeds Dataset)*, consisting of three wheat classes and seven predictor variables, namely seed area, perimeter, compactness, kernel length, kernel width, asymmetry coefficient, and kernel groove length. Data preprocessing was carried out using Min-Max normalization, followed by data partitioning into training data (80%) and testing data (20%). The ANN model was constructed with seven input neurons, one hidden layer consisting of five neurons, and three output neurons for multiclass classification. Model performance was evaluated using a *confusion matrix* and classification metrics, including accuracy, *precision*, *recall*, and *F1-score*. The results indicate that the ANN model achieved a high classification performance, with an accuracy of 90.48%, *precision* of 91.91%, *recall* of 89.74%, and an *F1-score* of 90.81%. These findings demonstrate that the ANN approach is effective in capturing nonlinear patterns in wheat seed physical characteristics and is suitable for automatic wheat seed classification to support precision agriculture and food industry applications.

Keywords: *Artificial Neural Network, Backpropagation, Classification, Wheat Seeds, Confusion Matrix.*

PENDAHULUAN

Gandum merupakan salah satu komoditas pangan strategis yang memiliki peran penting dalam mendukung ketahanan pangan dan industri pangan di Indonesia. Sebagai bahan baku utama berbagai produk olahan seperti roti dan mie, kualitas serta jenis biji gandum sangat menentukan keberhasilan produksi pangan. Ketepatan dalam mengidentifikasi jenis biji gandum berpengaruh langsung terhadap efisiensi produksi dan daya saing industri pangan nasional (Tanjung, 2021).

Identifikasi jenis biji gandum hingga kini masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan fisik terhadap bentuk, ukuran, dan warna biji. Metode ini sederhana, tetapi rentan terhadap kesalahan karena adanya kemiripan karakteristik antar jenis yang sulit dibedakan dengan mata manusia. *Human error* dalam klasifikasi dapat menyebabkan salah distribusi bahan baku, menurunkan efisiensi produksi, dan bahkan menimbulkan kesalahan dalam pengolahan pangan. Kondisi ini menegaskan perlunya teknologi klasifikasi yang lebih objektif, otomatis, dan mampu mengurangi ketergantungan pada pengamatan manual (Hutabarat, Solikhun, Fauzan, Windarto, & Rizki, 2021).

Perkembangan teknologi komputasi dalam bidang pertanian di Indonesia telah mendorong lahirnya konsep pertanian presisi. Dalam konteks klasifikasi jenis biji gandum, pendekatan berbasis data menjadi kebutuhan mendesak untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi. *Machine learning* terbukti mampu mengenali pola *non-linear* yang sulit diidentifikasi secara manual, sehingga dapat digunakan untuk membedakan jenis biji gandum dengan lebih tepat (Cynthia & Ismanto, 2017).

Artificial Neural Network (ANN) dipilih sebagai pendekatan utama karena kemampuannya mempelajari pola kompleks dari data numerik maupun citra gandum. Jaringan saraf tiruan ini dapat bekerja pada klasifikasi multikelas, sehingga cocok untuk membedakan berbagai jenis biji gandum yang memiliki karakteristik fisik mirip. Penelitian terdahulu di Indonesia menunjukkan bahwa ANN mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih konsisten dibandingkan metode tradisional (Akrom, 2024).

Meskipun penelitian terkait klasifikasi jenis biji gandum telah dilakukan, terdapat sejumlah celah penelitian yang belum terjawab. Sebagian besar studi sebelumnya hanya berfokus pada jenis terbatas, sehingga belum mencakup keragaman biji gandum secara luas. Hingga kini belum tersedia dataset lokal, sehingga potensi wilayah seperti Bengkulu belum tereksplorasi dalam konteks pengembangan gandum tropis. Mayoritas penelitian juga menggunakan arsitektur CNN atau SVM, sementara penerapan ANN dengan algoritma *Backpropagation* masih jarang dikaji secara mendalam. Hal ini menunjukkan adanya celah penelitian yang perlu diisi untuk meningkatkan akurasi dan konsistensi hasil klasifikasi (Hutabarat dkk., 2021).

Penelitian ini menggunakan ANN dengan algoritma *Backpropagation* dan ukuran kinerja berbasis *Confusion Matrix*. Pendekatan ini dipilih karena mampu memberikan gambaran komprehensif tentang performa klasifikasi secara keseluruhan tanpa bergantung pada pengamatan manual. Dengan strategi ini, penelitian bertujuan menghasilkan model klasifikasi otomatis berbasis ANN yang dapat mempercepat proses identifikasi jenis biji gandum, meningkatkan efisiensi produksi, dan memberikan kontribusi nyata bagi pengembangan teknologi pertanian presisi di Indonesia (Cynthia & Ismanto, 2017).

KAJIAN TEORI

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) merupakan model komputasi yang terinspirasi dari jaringan saraf biologis manusia. ANN tersusun atas *node* atau neuron yang dikelompokkan dalam tiga lapisan utama, yaitu lapisan *input*, *hidden layer*, dan *output*. Setiap koneksi antar neuron memiliki bobot dan bias yang berfungsi sebagai mekanisme penyimpanan informasi. Tujuan utama ANN adalah mempelajari pola *non-linear* yang kompleks, sehingga dapat digunakan secara fleksibel baik untuk pemodelan klasifikasi maupun regresi (Wijaya, 2023).

Proses pembelajaran ANN dilakukan melalui mekanisme propagasi maju (*forward propagation*) dan propagasi balik (*backpropagation*). Pada tahap propagasi maju, data *input* diproses melalui lapisan jaringan hingga menghasilkan *output*. Selanjutnya,

error dihitung menggunakan fungsi *loss*, lalu dikembalikan ke lapisan sebelumnya untuk memperbarui bobot dengan metode *gradient descent*. Fungsi aktivasi *non-linear* seperti sigmoid atau ReLU digunakan untuk memastikan jaringan mampu menangkap pola yang lebih kompleks. Parameter penting seperti *learning rate*, jumlah epoch, dan ukuran *batch* sangat memengaruhi kecepatan konvergensi serta kemampuan generalisasi model (Malini, Sahroni, & Setiawan, 2025).

Evaluasi kinerja ANN dilakukan dengan menggunakan metrik klasifikasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Salah satu metode evaluasi yang paling umum adalah *Confusion Matrix*, yang menyajikan perbandingan antara hasil prediksi dengan data aktual. *Confusion Matrix* memberikan gambaran komprehensif tentang distribusi kesalahan dan tingkat keberhasilan klasifikasi. Selain itu, ANN juga dinilai dari kapasitas generalisasi, yaitu sejauh mana model mampu bekerja baik pada data baru. Risiko *overfitting* dapat muncul ketika model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih, sehingga diperlukan teknik pengendalian seperti regularisasi, *dropout*, dan validasi silang untuk menjaga reliabilitas hasil klasifikasi (Pambudi, Purnomo, & Aglasia, 2025).

ALGORITMA BACKPROPAGATION

Algoritma *Backpropagation* merupakan salah satu metode pembelajaran terawasi (*supervised learning*) yang menggunakan pasangan data *input-target* untuk melatih jaringan saraf tiruan. Tujuan utama algoritma ini adalah meminimalkan selisih antara *output* jaringan dengan target yang diharapkan. Proses pelatihan dilakukan melalui dua tahap, yaitu *forward pass* dan *backward pass*. Pada *forward pass*, data *input* dipropagasi melalui lapisan jaringan hingga menghasilkan *output*, sedangkan pada *backward pass*, *error* dihitung dan diturunkan kembali untuk memperbaiki bobot jaringan. Fungsi galat yang umum digunakan adalah Mean Squared Error (MSE), dengan rumus:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (1)$$

Rumus ini digunakan untuk mengukur rata-rata kuadrat kesalahan antara target dan *output* jaringan, sehingga menjadi dasar optimasi dalam *Backpropagation* (Mustafidah & Rohman, 2023).

Proses pembaruan bobot dilakukan secara iteratif menggunakan metode *gradient descent*, di mana bobot diperbarui berdasarkan turunan parsial fungsi galat terhadap bobot. Persamaan pembaruan bobot dituliskan sebagai:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2)$$

Parameter penting seperti *learning rate*, jumlah epoch, dan ukuran batch sangat memengaruhi konvergensi serta stabilitas pelatihan. Fungsi aktivasi *non-linear* seperti sigmoid, tanh, atau ReLU digunakan untuk memetakan *input non-linear* agar jaringan mampu mengenali pola kompleks. Fungsi aktivasi sigmoid dituliskan sebagai:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

Sedangkan fungsi aktivasi ReLU dituliskan sebagai:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

Penggunaan fungsi aktivasi ini memungkinkan jaringan belajar pola kompleks, namun algoritma *Backpropagation* memiliki kecenderungan menuju minimum lokal. Stabilitas pelatihan sangat bergantung pada pemilihan parameter yang tepat, karena parameter yang buruk dapat menyebabkan *overfitting* atau *underfitting* (Muamar & Muhajirin, 2024).

CONFUSION MATRIX

Confusion Matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dengan cara membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual. Matriks ini menyajikan jumlah prediksi benar maupun salah dalam bentuk tabel, sehingga dapat diketahui distribusi kesalahan pada setiap kelas. Dalam kasus klasifikasi biner, *Confusion Matrix* terdiri atas empat komponen utama yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Dari komponen tersebut dapat dihitung metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Rumus akurasi yang paling umum digunakan adalah:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

Rumus ini digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam melakukan klasifikasi (Pambudi dkk., 2025).

Selain akurasi, metrik lain seperti presisi dan *recall* juga penting untuk menilai kualitas klasifikasi.

Presisi mengukur ketepatan prediksi positif, sedangkan *recall* mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua data positif. Rumus presisi dan *recall* dituliskan sebagai:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

Kedua metrik ini kemudian digabungkan dalam *F1-score* untuk memberikan evaluasi yang lebih seimbang antara presisi dan *recall*. Evaluasi berbasis *Confusion Matrix* telah banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi di Indonesia, misalnya pada analisis sentimen pengguna aplikasi MyPertamina dengan algoritma Naïve Bayes, di mana *Confusion Matrix* digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator performa model (Suryadewiansyah & Tju, 2022).

METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari UCI *Machine Learning Repository*, yaitu dataset jenis gandum (*Seeds Dataset*). Data tersebut berisi pengukuran karakteristik fisik biji gandum yang digunakan untuk mengklasifikasikan jenis gandum ke dalam beberapa kelas. Unit pengamatan dalam penelitian ini adalah setiap sampel biji gandum yang terdapat dalam dataset.

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel dependen (*Y*) dan variabel independen (*X*). Variabel dependen (*Y*) adalah jenis gandum, sedangkan variabel independen (*X*) meliputi luas biji (*X*₁), keliling biji (*X*₂), tingkat kepadatan bentuk biji (*X*₃), panjang biji (*X*₄), lebar biji (*X*₅), koefisien asimetri (*X*₆), dan panjang alur biji (*X*₇). Seluruh variabel prediktor bersifat numerik sehingga sesuai untuk diterapkan pada metode ANN. Metode analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah ANN dengan pendekatan klasifikasi multikelas. ANN dipilih karena kemampuannya dalam memodelkan hubungan nonlinier antara variabel *input* dan *output* serta memiliki kinerja yang baik dalam permasalahan klasifikasi pola.

Adapun langkah-langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data jenis gandum dari UCI *Machine Learning Repository*.

2. Melakukan analisis deskriptif untuk mengetahui karakteristik masing-masing variabel penelitian.
3. Melakukan pra-pemrosesan data, yang meliputi pengecekan data dan normalisasi variabel prediktor menggunakan metode *Min-Max*.
4. Membagi data menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.
5. Mengubah variabel respon ke dalam bentuk one-hot encoding untuk mendukung proses klasifikasi multikelas pada ANN.
6. Membangun arsitektur ANN, yang terdiri dari satu lapisan input dengan tujuh neuron, satu lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan satu lapisan output dengan tiga neuron.
7. Melakukan proses pelatihan model ANN menggunakan data latih hingga diperoleh model yang optimal.
8. Melakukan prediksi jenis gandum menggunakan data uji.
9. Mengevaluasi kinerja model menggunakan *confusion matrix* serta menghitung nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.
10. Menganalisis hasil klasifikasi untuk mengetahui kemampuan model ANN dalam mengklasifikasikan jenis gandum.

HASIL DAN PEMBAHASAN

ANALISIS DESKRIPTIF

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari UCI *Machine Learning Repository* yang terdiri dari 3 jenis gandum dengan 7 variabel karakteristik fisik biji. Statistika deskriptif disajikan untuk memberikan gambaran awal mengenai sebaran dan karakteristik data sebelum dilakukan pemodelan klasifikasi menggunakan metode ANN.

Tabel 1. Hasil Analisis Deskriptif

Variabel	Min	Med	Mean	Maks
Y	1	2	2	3
X ₁	10,59	14,36	14,85	21,18
X ₂	12,41	14,32	14,56	17,25
X ₃	0,8081	0,8734	0,8710	0,9183
X ₄	4,899	5,524	5,629	6,675
X ₅	2,630	3,237	3,259	4,033
X ₆	0,7651	35,990	37,002	84,560
X ₇	4,519	5,223	5,408	6,550

Berdasarkan Tabel 1, variabel respon jenis biji gandum (Y) terdiri dari 3 kelas dengan nilai rata-rata dan median sebesar 2, yang menunjukkan distribusi kelas relatif seimbang. Variabel prediktor luas biji (X_1) dan keliling biji (X_2) memiliki rentang nilai yang cukup lebar, menandakan adanya variasi ukuran biji gandum. Variabel tingkat kepadatan bentuk biji (X_3) memiliki nilai rata-rata 0,8710 yang menunjukkan kepadatan biji relatif seragam. Variabel panjang biji (X_4), lebar biji (X_5), koefisien asimetri (X_6), dan panjang alur biji (X_7) juga menunjukkan variasi antar sampel. Secara keseluruhan, karakteristik data yang beragam ini mendukung penerapan metode ANN untuk klasifikasi jenis biji gandum.

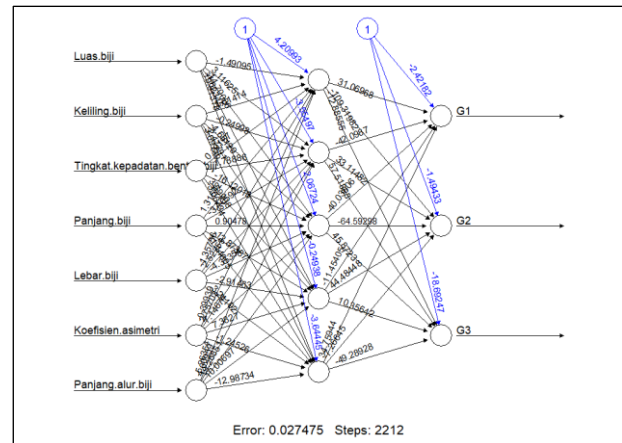
PEMROSESAN DATA

Pada tahap ini, seluruh variabel prediktor $X_1 - X_7$ yang merepresentasikan karakteristik fisik biji gandum dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max*. Normalisasi ini mentransformasikan nilai setiap variabel ke dalam rentang $[0, 1]$ sehingga perbedaan skala antar variabel, seperti luas biji dan koefisien asimetri, tidak mendominasi proses pembelajaran model.

Data yang telah dinormalisasi selanjutnya dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) secara acak dengan menetapkan nilai *seed* untuk memastikan reproduibilitas hasil. Data latih digunakan untuk membangun dan melatih model ANN, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan jenis biji gandum yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Variabel respon jenis gandum (Y) yang terdiri dari tiga kelas dikonversi ke dalam bentuk *one-hot encoding*, yaitu $G1$, $G2$, dan $G3$, yang masing-masing merepresentasikan satu jenis gandum. Transformasi ini dilakukan hanya pada data latih agar sesuai dengan kebutuhan arsitektur ANN multikelas.

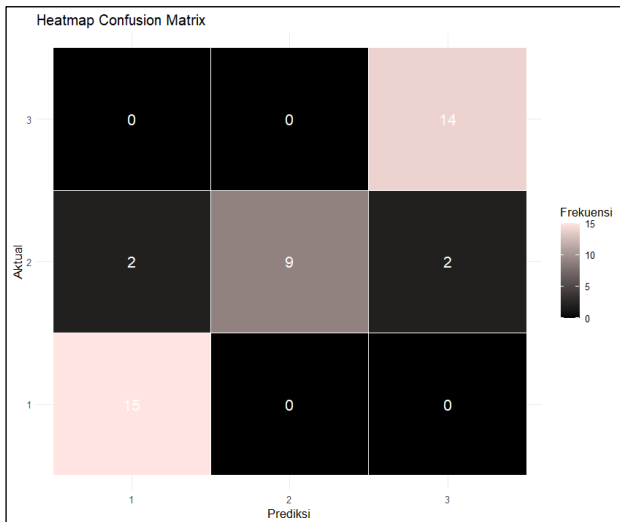
MODEL ANN



Gambar 1. Model ANN

Model ANN yang dibangun terdiri dari 7 variabel *input* yang merepresentasikan karakteristik fisik biji gandum, 1 *hidden layer* dengan 5 neuron, serta 3 neuron *output* ($G1$, $G2$, dan $G3$) yang merepresentasikan kelas jenis biji gandum, sehingga arsitektur ini digunakan untuk klasifikasi multikelas. Bobot yang terbentuk antara lapisan *input* dan *hidden* menunjukkan bahwa seluruh variabel *input* berkontribusi dalam proses klasifikasi melalui hubungan yang bersifat nonlinier, kemudian informasi tersebut dikombinasikan pada *hidden layer* dan diteruskan ke lapisan *output* untuk membedakan masing-masing jenis biji gandum. Hasil pelatihan menghasilkan nilai *error* sebesar 0,027475 dengan 2212 iterasi, yang menunjukkan bahwa model telah mencapai konvergensi yang baik dan mampu meminimalkan kesalahan selama proses pembelajaran, sehingga ANN yang dihasilkan dinilai efektif dalam mempelajari pola karakteristik biji gandum untuk keperluan klasifikasi.

HASIL PREDIKSI DAN CONFUSION MATRIX



Gambar 2. Heatmap Confusion Matrix

Berdasarkan hasil evaluasi model menggunakan *confusion matrix*, dapat diketahui bahwa model ANN mampu mengklasifikasikan jenis biji gandum dengan kinerja yang baik. Kelas 1 dan kelas 3 teridentifikasi dengan sangat baik, di mana hampir seluruh data aktual pada kedua kelas tersebut berhasil diprediksi secara benar oleh model. Sementara itu, pada kelas 2 masih ditemukan beberapa kesalahan klasifikasi, yaitu sebagian data diprediksi sebagai kelas 1 dan kelas 3. Hal ini mengindikasikan adanya kemiripan karakteristik fisik biji gandum pada kelas 2 dengan kelas lainnya, sehingga lebih sulit dibedakan oleh model. Meskipun demikian, secara umum model ANN menunjukkan kemampuan yang andal dalam mengenali pola dan membedakan jenis biji gandum berdasarkan karakteristik fisiknya.

EVALUASI MODEL

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Nilai (%)
<i>Accuracy</i>	90,48
<i>Recall</i>	89,74
<i>Precision</i>	91,91
<i>F1-Score</i>	90,81
<i>Sensitivity</i>	89,74
<i>Specificity</i>	95,15

Berdasarkan hasil evaluasi kinerja model, diperoleh nilai akurasi sebesar 90,48%, yang menunjukkan bahwa model ANN mampu mengklasifikasikan jenis biji gandum dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Nilai *precision* sebesar 91,91%

mengindikasikan bahwa sebagian besar hasil prediksi positif yang dihasilkan model adalah benar, sedangkan *recall* atau *sensitivity* sebesar 89,74% menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mengenali data biji gandum sesuai kelas sebenarnya. Nilai *F1-Score* sebesar 90,81% menegaskan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*, sehingga performa model dapat dikatakan stabil dan konsisten. Selain itu, *specificity* sebesar 95,15% menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengidentifikasi data yang bukan termasuk suatu kelas tertentu, dengan tingkat kesalahan prediksi negatif yang relatif rendah. Secara keseluruhan, hasil ini menandakan bahwa model ANN yang dibangun memiliki kinerja klasifikasi yang sangat baik dan layak digunakan untuk mengklasifikasikan jenis biji gandum berdasarkan karakteristik fisiknya.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode ANN mampu digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan jenis biji gandum berdasarkan karakteristik fisiknya. Model ANN yang dibangun dengan 7 variabel *input* dan 1 *hidden layer* berhasil mempelajari pola nonlinier pada data sehingga dapat membedakan jenis biji gandum dengan baik. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang seimbang dan andal, ditunjukkan oleh kemampuan model dalam mengenali data pada kelas yang benar serta meminimalkan kesalahan klasifikasi.

SARAN

Untuk penelitian selanjutnya, pengembangan dapat dilakukan dengan mencoba arsitektur *Artificial Neural Network* yang lebih kompleks, seperti penambahan jumlah *hidden layer* atau neuron, serta membandingkannya dengan metode klasifikasi lain (misalnya SVM atau *Random Forest*) guna memperoleh performa klasifikasi yang lebih optimal pada data jenis biji gandum.

DAFTAR PUSTAKA

Akrom, M. (2024). Komparasi Svm Klasik Dan Kuantum Dalam Klasifikasi Biner Biji Gandum (Seeds). *Networking Engineering Research Operation*, 9(1), 49-58. <https://doi.org/10.21107/nero.v9i1.28082>
 Cynthia, E. P., & Ismanto, E. (2017). Backpropagation

- Algorithm Artificial Neural Network in Predicting the Availability of Food Commodities in Riau Province. *RABIT: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Uniorab*, 2(2), 83–98.
- Hutabarat, D., Solikhun, Fauzan, M., Windarto, A. P., & Rizki, F. (2021). Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Hasil Panen Tanaman Sayuran. *BIOS: Jurnal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer*, 2(1), 21–29. <https://doi.org/10.37148/bios.v2i1.18>
- Malini, R. S., Sahroni, A., & Setiawan, H. (2025). Analisis Tren Historis Dan Prediksi Beban Listrik Pada Tenaga Listrik Menggunakan Artificial Neural Network Dengan Metode Backpropagation: Systematic Literature Review. *Jurnal Ilmiah Matrik*, 27(2), 162–168.
- Muamar, Y., & Muhajirin, A. (2024). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode Backpropagation Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Perguruan Tinggi. *Digital Transformation Technology*, 4(1), 214–224. <https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.3810>
- Mustafidah, H., & Rohman, S. N. (2023). Mean Square Error pada Metode Random dan Nguyen Widrow dalam Jaringan Syaraf Tiruan. *Sainteks*, 20(2), 133–142. <https://doi.org/10.30595/sainteks.v20i2.19516>
- Pambudi, R. E., Purnomo, H., & Aglasia, A. (2025). Analisis Klasifikasi Sentimen Pengguna MyPertamina Menggunakan Metode Evaluasi Precision, Recall, dan F1-Score. *Aisyah Journal of Informatics and Electrical Engineering*, 07(02), 17–22. Diambil dari <https://jti.aisyahuniversity.ac.id/index.php/AJIEE>
- Suryadewiansyah, M. K., & Tju, T. E. E. (2022). Naïve Bayes dan Confusion Matrix untuk Efisiensi Analisa Intrusion Detection System Alert. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 8(2), 81–88. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v8i2.2022.81-88>
- Tanjung, J. P. (2021). Classification of Wheat Seeds Using Neural Network Backpropagation Algorithm. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 4(2), 335–342. <https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4449>
- Wijaya, A. H. (2019). Artificial Neural Network Untuk Memprediksi Beban Listrik dengan Menggunakan metode Backpropagation (Studi Kasus PT. PLN Regional Sumatera Barat). *Jurnal CoreIT: Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 5(2), 61–70.