

Klasifikasi Penyakit Daun Bawang Menggunakan Algoritma CNN Xception

Diterima:
10 Juni 2024
Revisi:
10 Juli 2024
Terbit:
1 Agustus 2024

^{1*}**M. Farij Amrulloh**, ²**Danar Putra Pamungkas**
¹⁻²*Universitas Nusantara PGRI Kediri*
¹farijamrulloh5@gmail.com, ²danar@unpkediri.ac.id

Abstrak—Daun bawang (*Allium fistulosum*) merupakan komoditas penting dalam pertanian, namun produktivitasnya sering terhambat oleh penyakit. Deteksi dini penyakit daun bawang sangat penting untuk mengurangi dampak negatifnya. Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) arsitektur Xception untuk klasifikasi penyakit daun bawang. Data dikumpulkan, model dilatih dengan parameter seperti batch size 16, epoch 100, dropout 0,2, learning rate 0,00001, dan optimizer Adam. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi training 100% dan validasi 95%. Evaluasi dengan confusion matrix menunjukkan akurasi 100% pada data uji. Model Xception terbukti efektif dalam klasifikasi penyakit daun bawang merah, dengan akurasi tinggi dan kemampuan generalisasi yang baik. Hasil ini menunjukkan potensi penerapan AI dalam meningkatkan produktivitas pertanian melalui deteksi dini penyakit tanaman.

Kata Kunci—Daun Bawang; Klasifikasi; CNN; Xception

Abstract— *Green onion (Allium fistulosum) is an important commodity in agriculture, but its productivity is often hindered by diseases. Early detection of green onion diseases is crucial to mitigate their negative impact. This study employs the Convolutional Neural Network (CNN) with the Xception architecture for classifying green onion diseases. Data were collected, and the model was trained using parameters such as a batch size of 16, 100 epochs, a dropout rate of 0.2, a learning rate of 0.00001, and the Adam optimizer. The training results showed 100% accuracy, with 95% validation accuracy. Evaluation using a confusion matrix indicated 100% accuracy on test data. The Xception model proved effective in classifying green onion diseases, with high accuracy and good generalization capability. These results highlight the potential of AI applications in enhancing agricultural productivity through early disease detection.*

Keywords—*Leek; Classification; CNN; Xception*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



Penulis Korespondensi:

M. Farij Amrulloh,
Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer,
Universitas Nusantara PGRI Kediri,
Email: farijamrulloh5@gmail.com
ID Orcid: [<https://orcid.org/register>]
Handphone: 087763200951

I. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan sektor yang memiliki peran vital dalam memenuhi kebutuhan pangan dunia. Salah satu komoditas penting dalam bidang pertanian adalah daun bawang (*Allium*

fistulosum), yang sering digunakan sebagai bahan masakan di berbagai negara. Namun, produktivitas daun bawang seringkali terhambat oleh berbagai penyakit yang dapat menyerang tanaman ini. Penyakit daun bawang tidak hanya mengurangi kualitas dan kuantitas hasil panen, tetapi juga dapat menyebabkan kerugian ekonomi yang signifikan bagi petani.

Pengenalan dan klasifikasi dini penyakit pada daun bawang merupakan langkah krusial untuk meminimalkan dampak negatif yang ditimbulkan. Metode tradisional dalam mendiagnosis penyakit tanaman biasanya membutuhkan keahlian khusus dan waktu yang cukup lama. Oleh karena itu, diperlukan solusi yang lebih cepat dan akurat untuk mengidentifikasi penyakit daun bawang secara efektif.

Penelitian terdahulu telah banyak mengeksplorasi penggunaan teknik berbasis citra dan metode pembelajaran mesin dalam identifikasi penyakit tanaman. Misalnya, penelitian yang dilakukan oleh Wahid dan rekannya tentang klasifikasi penyakit daun tomat dengan judul "Perbandingan Kinerja Model Ensembled Transfer Learning Pada Klasifikasi Penyakit Daun Tomat". Penelitian tersebut membandingkan metode InceptionV3, Xception dan VGG16. Dari hasil penelitian tersebut arsitektur xception mendapatkan akurasi yang cukup bagus sebesar 99% *training* dan 95% validasi [1]. Lalu penelitian oleh Masaugi dan rekan - rekannya, tentang klasifikasi kematangan sawit menggunakan Xception dan berbagai parameter inisiasi, mendapatkan akurasi terbaik sebesar 95% [2]. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, peneliti akan menggunakan CNN Xception sebagai metode yang akan dipakai untuk klasifikasi penyakit daun bawang merah. Berdasarkan penelitian terdahulu bahwa metode Xception sangat mampu dalam menangani permasalahan klasifikasi terutama pada klasifikasi tanaman.

Dalam era teknologi informasi yang semakin maju, penerapan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence, AI) dan pembelajaran mendalam (Deep Learning) dalam bidang pertanian telah menunjukkan potensi yang besar. Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode pembelajaran mendalam yang telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi citra [3] [4] [5], termasuk untuk identifikasi penyakit tanaman [6] [7] [8].

Xception, sebuah arsitektur CNN yang diperkenalkan oleh François Chollet pada tahun 2017, menawarkan performa tinggi dalam klasifikasi citra dengan menggunakan teknik *depthwise separable convolution* [9]. Arsitektur ini terbukti efektif dalam mengurangi jumlah parameter tanpa mengurangi akurasi model [10]. Dalam penelitian ini, peneliti akan membahas penerapan CNN Xception untuk klasifikasi penyakit daun bawang. Peneliti akan menguraikan proses pengumpulan data, pelatihan model, serta evaluasi kinerja model dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit yang menyerang daun bawang. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi positif dalam peningkatan produktivitas pertanian melalui deteksi dini penyakit tanaman.

II. METODE

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yaitu sebagai berikut:

A. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data diambil dengan menentukan beberapa penyakit daun bawang yang akan dipakai. Dataset terdiri dari 240 gambar dengan 60 gambar pada setiap kategori yaitu Normal, Busuk Bawah, Jamur Daun dan Ulat. Data ini diambil langsung di lapangan dengan menggunakan kamera.



Gambar 1. Dataset Daun Bawang

B. Preprocessing Data

Preprocessing adalah langkah yang dilakukan sebelum pelatihan atau pengujian model [11]. Sebelum membagi dataset menjadi data pelatihan, pengujian, dan validasi, praproses dataset harus dilakukan terlebih dahulu. Preprocessing bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra, mengurangi noise, serta menyesuaikan karakteristik citra agar sesuai dengan persyaratan analisis atau pengolahan citra selanjutnya [11]. Dalam penelitian ini, preprocessing melibatkan proses resizing, yaitu menyesuaikan ukuran gambar dalam dataset pelatihan, pengujian, atau klasifikasi gambar. Semua gambar diubah menjadi ukuran 224x224 piksel. Selain itu, citra diubah ke format RGB dan dinormalisasi dengan membagi setiap nilai pixel dengan 255 sehingga setiap pixel memiliki nilai antara 0 hingga 1, yang bertujuan untuk mempercepat waktu komputasi.

C. Pembagian Data

Setelah proses preprocessing citra selesai, langkah selanjutnya adalah membagi dataset menjadi data pelatihan, data pengujian, dan data validasi. Pembagian data akan dilakukan dengan skala, yaitu 80% pelatihan, 10% pengujian dan 10% validasi.

D. Pelatihan Model

Model CNN yang akan digunakan adalah Xception, yang akan dioptimalkan menggunakan dataset pelatihan melalui proses training untuk mengatur bobot dan bias. Fungsi loss yang digunakan adalah categorical cross-entropy, dan optimizer yang dipilih adalah Adam.

E. Evaluasi Model

Pada tahap ini, performa dari model arsitektur xception yang digunakan dihitung. Evaluasi performa dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1 Score, yang masing-masing dapat dilihat pada persamaan (1), (2), (3), dan (4). Variabel TP (True Positive) mewakili jumlah prediksi benar positif, TN (True Negative) mewakili jumlah prediksi benar negatif, FP (False Positive) mewakili jumlah prediksi salah positif, dan FN (False Negative) mewakili jumlah prediksi salah negatif. Berikut ini adalah nilai-nilai untuk mengevaluasi model klasifikasi:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

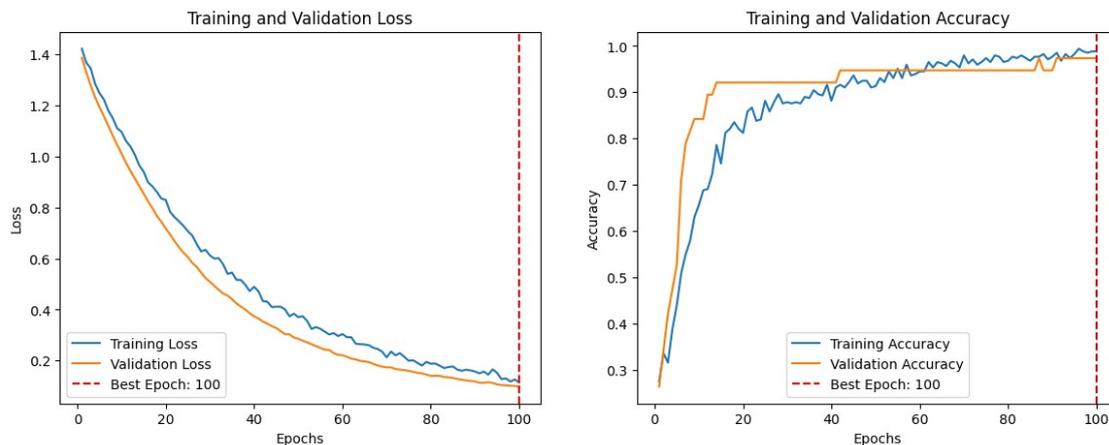
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1\ Score = 2 \frac{recall \times precision}{recall + precision} \quad (4)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian hasil dan pembahasan, disajikan hasil dan analisis dari pengujian klasifikasi penyakit daun bawang menggunakan arsitektur xception dengan variasi beberapa parameter inialisasi. Pada penelitian ini, akan menggunakan parameter - parameter yang meliputi *batch size*, *epoch*, *dropout*, *learning rate*, dan *optimizer*. Dalam penelitian ini dilakukan pengujian dengan menggunakan nilai *batch size* 16, jumlah *epoch* 100, *dropout* 0.2, *learning rate* 0.00001 dengan penggunaan *optimizer* Adam.



Gambar 2. Grafik akurasi dan loss

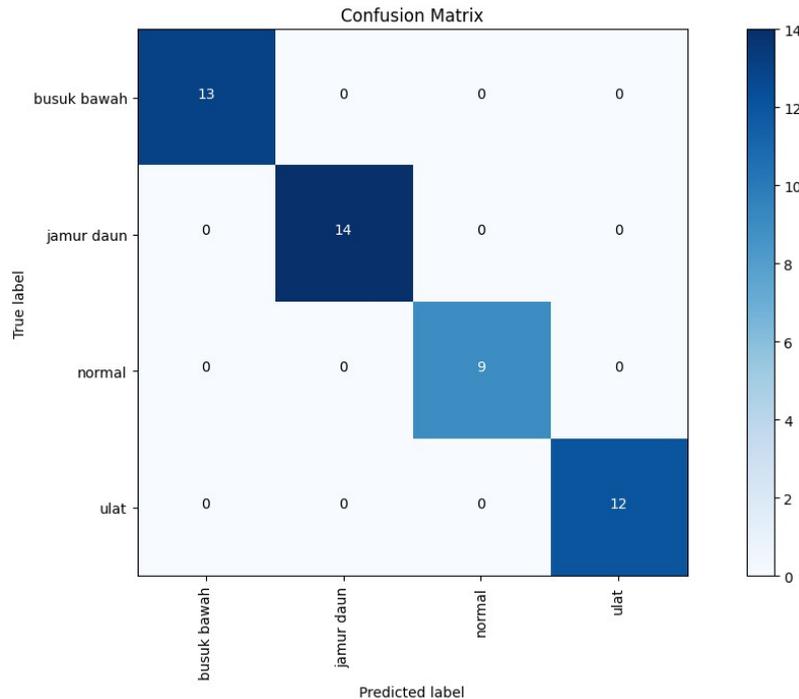
Dari hasil pengujian dengan menggunakan data pelatihan 80%, data pengujian 10% dan data validasi 10%, pada gambar 2 menunjukkan grafik hasil pelatihan model CNN dengan arsitektur Xception mendapatkan akurasi yang sangat baik. Pada tahap training, model mencapai akurasi sebesar 100%, yang menunjukkan bahwa model mampu dengan sangat baik dalam memprediksi data yang digunakan dalam proses pelatihan. Selain itu, pada tahap validasi, model mencapai akurasi sebesar 95%. Akurasi yang cukup baik ini menunjukkan bahwa model mampu menggeneralisasi dengan baik pada data baru yang tidak ada dalam data pelatihan.



Gambar 3. Hasil Klasifikasi

Dari hasil pelatihan model yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model yang dilatih menunjukkan performa yang cukup baik. Pada tahap ini, model yang telah dilatih akan dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan data acak yang terdapat pada data pengujian. Pada gambar 3 menampilkan hasil klasifikasi penyakit daun bawang merah yang diambil beberapa sampel acak dengan menggunakan model CNN Xception. Pada data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas sebenarnya akan ditampilkan dalam warna hijau. Namun, jika data terdeteksi sebagai kelas yang salah, akan ditampilkan dengan warna merah.

Evaluasi model dalam penelitian ini menggunakan *Confusion Matrix*, yaitu sebuah pendekatan untuk mengukur performa dalam masalah klasifikasi yang berguna untuk menghitung precision, recall, accuracy dan f1-score mengenai jumlah kelas prediksi yang benar atau salah. Pengujian ini dilakukan berdasarkan model terbaik yang dihasilkan dalam proses pelatihan model. Model yang diuji adalah hasil dari pelatihan dengan menggunakan parameter yang telah diinisiasi sebelumnya, dengan akurasi training sebesar 100% dan akurasi validasi sebesar 95%. Hasil evaluasi dari pengujian ini berdasarkan model yang cukup baik dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Hasil Confusion Matrix

Pada gambar 4 menunjukkan hasil dari evaluasi *confusion matrix* yang berhasil dilakukan untuk mengklasifikasikan penyakit daun bawang merah menggunakan model CNN Xception. Model yang telah dibuat berhasil memprediksi 48 data uji dengan benar dari total 46 data uji. Dengan demikian diperoleh akurasi sebesar 100% dalam pengujian dengan *confusion matrix*. Dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa model yang digunakan telah diterapkan berfungsi dengan sangat baik.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan tahap - tahap yang sudah dilakukan pada pembahasan, model CNN Xception untuk klasifikasi penyakit daun bawang merah mampu untuk melakukan prediksi dengan sangat baik. Hasil prediksi yang baik dibuktikan dengan akurasi yang dicapai pada saat tahap pelatihan model yang mencapai 100% dan akurasi validasi sebesar 95%. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa algoritma CNN Xception mampu dan sangat baik dalam menangani klasifikasi penyakit daun bawang merah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. I. Wahid, A. Lawi, dan A. M. A. Siddik, "Perbandingan Kinerja Model Ensembled Transfer Learning Pada Klasifikasi Penyakit Daun Tomat," in Seminar Nasional Teknik Elektro dan Informatika (SNTEI), 2023, hal. 286–291.
- [2] F. F. Masaugi, F. Yanto, E. Budianita, S. Sanjaya, dan F. Syafria, "Deep Learning Menggunakan Algoritma Xception dan Augmentasi Flip Pada Klasifikasi Kematangan Sawit," KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput., vol. 4, no. 6, hal. 2918–2927, 2024.

- [3] M. T. A. S. Ahmad dan B. Sugiarto, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Ikan Cupang Berbasis Mobile," *Digit. Transform. Technol.*, vol. 3, no. 2, hal. 792–803, 2023.
- [4] S. Sriyati, A. Setyanto, dan E. E. Luthfi, "Literature Review: Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *J. Teknol. Inf. Dan Komun.*, vol. 8, no. 2, 2020.
- [5] N. D. Girsang, "Literature study of convolutional neural network algorithm for batik classification," *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 1, hal. 1–7, 2021.
- [6] J. Lu, L. Tan, dan H. Jiang, "Review on convolutional neural network (CNN) applied to plant leaf disease classification," *Agriculture*, vol. 11, no. 8, hal. 707, 2021.
- [7] J. Hang, D. Zhang, P. Chen, J. Zhang, dan B. Wang, "Classification of plant leaf diseases based on improved convolutional neural network," *Sensors*, vol. 19, no. 19, hal. 4161, 2019.
- [8] R. Mawarni, R. Wulanningrum, dan R. Helilintar, "Implementasi Metode CNN Pada Klasifikasi Penyakit Jagung," in *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 2023, hal. 1256–1263.
- [9] F. Chollet, "Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, hal. 1251–1258.
- [10] L. Dang, P. Pang, dan J. Lee, "Depth-wise separable convolution neural network with residual connection for hyperspectral image classification," *Remote Sens.*, vol. 12, no. 20, hal. 3408, 2020.
- [11] R. Radikto, D. I. Mulyana, M. A. Rofik, dan M. O. Z. Zakaria, "Klasifikasi Kendaraan pada Jalan Raya menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 1, hal. 1668–1679, 2022.