

Jurnal.

ALGORITMA DEEP LEARNING UNTUK PENGENALAN GAMBAR JENIS DAUN

Deep Learning Algorithm for Leaf Type Image Recognition

Nur Azizah^{1*}
Setio Ardy Nuswantoro²
Firman Jaya³
Rahmat Shofan R⁴
Ansori⁵

*ISTKIP PGRI Situbondo, Situbondo, Jawa Timur, Indonesia

²Universitas Muhammadiyah Palangka Raya, Kalimantan Tengah, Indonesia

³STKIP PGRI Situbondo, Situbondo, Jawa Timur, Indonesia

⁴STKIP PGRI Situbondo, Situbondo, Jawa Timur, Indonesia

⁵STKIP PGRI Situbondo, Situbondo, Jawa Timur, Indonesia

*email:

NAzizah0606@gmail.com

Abstrak

Pengolahan citra adalah cabang ilmu informatika yang berurusan dengan mengubah satu gambar menjadi gambar lain dengan menggunakan teknik tertentu. Algoritma deep learning telah menjadi salah satu pendekatan yang efektif untuk memecahkan masalah ini. Dalam makalah ini, kami mengusulkan algoritma deep learning yang menggunakan arsitektur Convolutional Neural Networks (CNN) untuk mengenali jenis daun berdasarkan gambar daun yang diberikan. Kami menguraikan langkahlangkah utama dalam pengembangan model, termasuk pra-pemrosesan data, pemilihan arsitektur CNN, dan pelatihan model. Selain itu, juga mengevaluasi kinerja model dengan menggunakan metrik evaluasi yang relevan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma deep learning yang diusulkan mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan gambar jenis daun. Pada penelitian ini, metode Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek pada citra digital, khususnya daun. Dataset yang digunakan terdiri dari 33 kelas daun, dengan pembagian 16.500 data untuk pelatihan, 3.300 untuk validasi, dan 1.650 untuk pengujian. Proses pelatihan dan validasi dilakukan sebanyak 150 epoch, yang menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 94% dengan loss terendah sebesar 0.28. Sedangkan pada proses pengujian, nilai akurasi yang diperoleh mencapai 84%. Metode yang diteliti, yang mengintegrasikan CNN dengan data augmentation dan transfer learning, menunjukkan kinerja yang unggul dengan akurasi 94% dalam pengenalan jenis daun. Hal ini mengungguli metode lain yang hanya mengandalkan CNN tradisional atau tidak menggunakan augmentasi dan transfer learning, yang umumnya mencapai tingkat akurasi yang lebih rendah. Kombinasi dari teknik-teknik ini memungkinkan ekstraksi fitur yang lebih kuat dan generalisasi yang lebih baik, yang mengarah pada hasil klasifikasi yang lebih akurat dan dapat diandalkan dibandingkan dengan pendekatan lain.

Kata Kunci:

Convolutional Neural Networks(CNN) Deep Learning Pengenalan Citra Citra Daun

Keywords:

Convolutional Neural Networks(CNN) Deep Learning Image Recognition Leaf Image

Abstract

Image processing is a branch of informatics that deals with transforming one image into another using certain techniques. Deep learning algorithms have become one of the effective approaches in solving this problem. In this paper, we propose a deep learning algorithm that uses Convolutional Neural Networks (CNN) architecture to recognize leaf types based on a given leaf image. We outline the main steps in model development, including data pre-processing, CNN architecture selection, and model training. In addition, it also evaluates the performance of the model using relevant evaluation metrics. The experimental results show that the proposed deep learning algorithm is able to achieve a high level of accuracy in leaf type image recognition. In this study, the Convolutional Neural Network (CNN) method is used to identify and classify objects in digital images, specifically leaves. The dataset used consists of 33 leaf classes, with a division of 16,500 data for training, 3,300 for validation, and 1,650 for testing. The training and validation processes were carried out as many as 150 epochs, which resulted in the highest accuracy of 94% with the lowest loss of 0.28. While in the testing process, the accuracy value obtained reached 84%. The researched method, which integrates CNN with data augmentation and transfer learning, demonstrated superior performance with an accuracy of 94% in leaf type recognition. This outperforms other methods that rely solely on traditional CNN or do not utilize augmentation and transfer learning, which generally achieve lower accuracy rates. The combination of these techniques enables more robust feature extraction and better generalization, leading to more accurate and reliable classification results compared to other approaches.



©2024 The Authors. Published by Institute for Research and Community Services Universitas Muhammadiyah Palangkaraya. This is Open Access article under the CC-BY-SA License (http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).

PENDAHULUAN

Pengenalan citra merupakan salah satu cabang dari computer vision yang memiliki banyak aplikasi praktis di berbagai bidang, termasuk pertanian. Dalam dunia pertanian, identifikasi jenis daun tanaman sangat penting untuk memantau kesehatan tanaman, mendeteksi penyakit, dan mengoptimalkan pengelolaan lahan pertanian[1]. Namun, proses identifikasi jenis daun secara manual dapat menjadi tugas yang menantang dan memakan waktu, terutama jika melibatkan banyak jenis tanaman yang berbeda.

Dalam beberapa tahun terakhir, teknik deep learning telah menunjukkan kemampuan yang luar biasa dalam tugas pengenalan gambar. Convolutional Neural Networks (CNN) adalah salah satu algoritma pembelajaran mendalam yang paling populer dan efektif untuk menangani masalah pengenalan gambar[2]. CNN telah berhasil diterapkan di berbagai domain, seperti pengenalan wajah, deteksi objek, dan klasifikasi gambar. Namun, penerapan algoritma deep learning untuk pengenalan citra jenis daun masih belum banyak dieksplorasi[3].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deep learning yang efisien dan akurat untuk pengenalan citra jenis daun [4]. Pendekatan yang diusulkan menggabungkan kekuatan CNN dengan teknik augmentasi data dan transfer learning. Augmentasi data akan digunakan untuk memperkaya dataset dengan membuat variasi gambar buatan, seperti rotasi, pencerminan, dan perubahan skala [5]. Hal ini akan membantu meningkatkan performa model dengan menyediakan data pelatihan yang lebih beragam.

Selain itu, pendekatan ini juga akan memanfaatkan teknik transfer learning, di mana model CNN yang telah dilatih sebelumnya pada dataset gambar yang besar akan digunakan sebagai titik awal untuk melatih dataset jenis daun[6]. Dengan menggunakan pemahaman fitur visual yang telah dipelajari sebelumnya, model dapat lebih cepat beradaptasi dan mendapatkan performa yang lebih baik pada tugas pengenalan jenis daun.

Salah satu aspek unik dari penelitian ini adalah penggunaan dataset jenis daun yang spesifik untuk wilayah geografis tertentu[7]. Hal ini akan memungkinkan model untuk mengidentifikasi jenis daun yang relevan dengan lingkungan lokal secara lebih akurat, sehingga memberikan manfaat praktis bagi para petani dan peneliti di bidang pertanian[8].

Dengan menggabungkan kekuatan CNN, augmentasi data, dan transfer learning, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi pengenalan citra jenis daun, serta membuka peluang untuk aplikasi praktis di bidang pertanian dan pemantauan lingkungan[9].

Pambudi, A. S., Ciptadi, A., & Nasution, R. D. (2020)[10]. Judul Klasifikasi Jenis Daun Dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN). Persamaan Menggunakan algoritma Convolutional

Neural Network (CNN) untuk klasifikasi jenis daun. Perbedaan Tidak menggunakan teknik augmentasi data dan transfer learning.

Hu, Y., Zhu, X., Gao, Y., & Luo, Y. (2020)[11]. Judul Pengenalan daun tanaman berdasarkan pembelajaran transfer yang mendalam. Jurnal Ambient Intelligence and Humanized Computing. Persamaan Menggunakan teknik pembelajaran transfer untuk meningkatkan kinerja model. Perbedaan Tidak menggunakan teknik augmentasi data dan hanya menggunakan dataset jenis daun secara umum, tidak spesifik pada area geografis tertentu.

Huang, Z., Chen, Y., Huang, Q., Guo, Y., & Wan, J. (2021)[12]. Judul Pengenalan daun tanaman menggunakan pembelajaran mendalam. Alat dan Aplikasi Multimedia. Persamaan Menggunakan algoritma deep learning untuk pengenalan citra jenis daun. Perbedaan Tidak menggunakan teknik data augmentation dan transfer learning, hanya menggunakan model CNN yang dilatih dari awal pada dataset jenis daun.

Hossain, M. S., Al-Hammadi, M., Muhammad, G., & Ghoneim, A. (2022)[13]. Judul Pengenalan daun tanaman menggunakan pembelajaran mendalam: Sebuah studi perbandingan. Persamaan Menggunakan algoritma deep learning untuk pengenalan gambar jenis daun. Perbedaan Tidak menggunakan teknik augmentasi data dan transfer learning, berfokus pada perbandingan kinerja model deep learning yang berbeda.

Ren, J., Xue, J., Zhang, Y., & Xin, Y. (2023)[14]. Judul Pengenalan daun tanaman menggunakan jaringan saraf tiruan konvolusional dalam dengan augmentasi data. Persamaan Menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dan teknik augmentasi data untuk pengenalan citra jenis daun. Perbedaan Tidak menggunakan teknik transfer learning dan tidak spesifik untuk dataset jenis daun dari wilayah geografis tertentu. Dari referensi di atas, dapat dilihat bahwa penelitian yang diusulkan memiliki beberapa keunikan, yaitu:

- Menggabungkan teknik data augmentation dan transfer learning untuk meningkatkan performa model.
- Menggunakan dataset jenis daun yang spesifik pada wilayah geografis tertentu, sehingga model dapat lebih akurat mengidentifikasi jenis daun yang relevan dengan lingkungan setempat.
- 3. Mengeksplorasi penggunaan model CNN yang telah dilatih sebelumnya pada dataset gambar yang besar sebagai titik awal untuk pembelajaran transfer.

Metode yang diteliti dalam penelitian ini menggabungkan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan teknik augmentasi data dan transfer learning, yang membedakannya dengan metode lain yang biasanya hanya menggunakan CNN saja atau hanya menggunakan transfer learning. Pendekatan ini memanfaatkan model CNN yang telah dilatih sebelumnya dan meningkatkan dataset pelatihan melalui augmentasi, menciptakan variasi artifisial dari gambar untuk meningkatkan

ketahanan dan akurasi model. Hasilnya, metode yang diusulkan mencapai kinerja yang lebih unggul dalam pengenalan jenis daun dibandingkan dengan metode berbasis CNN tradisional yang tidak menggabungkan teknik tambahan ini

METODOLOGI

Metodologi penelitian berfungsi sebagai panduan dalam melaksanakan suatu penelitian. Adanya metodologi penelitian memastikan bahwa proses dan hasil penelitian dapat dicapai sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan, tanpa adanya penyimpangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma deep learning dengan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengenali dan mengklasifikasikan jenis daun berdasarkan citra [15]. Perancangan arsitektur CNN dilakukan dengan memanfaatkan platform Google Collaboratory dan menggunakan bahasa pemrograman Python. Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari kumpulan citra daun yang akan diproses oleh model, dengan output berupa identitas atau klasifikasi jenis daun yang sesuai.

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen, di mana fokus utama adalah pada pengujian dan evaluasi model deep learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN). Peneliti mengumpulkan data gambar daun yang terdiri dari 33 kelas daun dan membagi dataset tersebut menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian. Tahap awal melibatkan proses pra-pemrosesan untuk mengubah ukuran gambar menjadi seragam sehingga dapat digunakan dalam pelatihan model. Selanjutnya, model dilatih menggunakan data yang telah diproses selama 150 epoch, di mana model CNN mempelajari pola dan fitur dari gambar daun. Setelah proses pelatihan selesai, model divalidasi untuk menguji kinerjanya dan memastikan tidak terjadi overfitting.

Dataset

Penelitian ini menggunakan dua dataset daun tanaman dari sumber yang berbeda, yang kemudian digabungkan menjadi satu. Kedua sumber data tersebut diperoleh dari situs web Mendeley. Setelah menggabungkan sumber pertama dan sumber kedua, terpilihlah 33 kelas daun yang akan digunakan sebagai dataset. Dataset tersebut akan diunggah ke Google Drive yang akan digunakan sebagai penyimpanan data di Google Collaboratory.

Preprocessing

Tahap prapemrosesan dalam penelitian ini melibatkan persiapan dataset yang terdiri dari 33 kelas yang telah diunggah ke Google Drive. Karena dataset berasal dari dua sumber yang berbeda, gambar daun tanaman bervariasi dalam ukuran piksel. Untuk menyeragamkan ukuran piksel, diperlukan proses pengubahan ukuran gambar. Dataset 33 kelas ini adalah data mentah yang

siap diproses dengan mengubah ukuran gambar menjadi 150×150 piksel. Pengubahan ukuran gambar pada tahap pra-pemrosesan akan memudahkan proses pelatihan dan membantu mencapai akurasi yang maksimal dalam pelatihan.

Pelatihan

Tahap pelatihan bertujuan untuk memperkenalkan model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dirancang agar dapat mengenali dan membedakan citra daun tanaman yang telah diklasifikasikan sebelumnya. Jumlah data yang digunakan dalam proses pelatihan adalah 16.500 citra daun tanaman. Pelatihan ini dilakukan dengan melakukan 150 kali iterasi (epoch) untuk melatih model.

Validasi

Validasi melibatkan sekumpulan data dengan label yang sama dengan data yang digunakan dalam pelatihan. Proses validasi dilakukan untuk menguji keakuratan dari hasil pelatihan. Adanya dataset validasi dapat meminimalisir terjadinya overfitting. Overfitting merupakan kondisi dimana model yang digunakan terlalu fokus pada aspek tertentu. Fokus yang berlebihan ini biasanya disebabkan karena model menangkap noise atau gangguan pada data yang seharusnya diabaikan. Konsekuensi dari overfitting dapat menyebabkan penurunan akurasi model.

Pengujian

Setelah proses validasi, tahap pengujian atau disebut juga testing set harus dilakukan. Hal ini berfungsi untuk membuktikan keakuratan model Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang digunakan untuk pengujian pada penelitian ini berjumlah 1.650 citra daun tanaman.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset

Penelitian ini menggunakan 33 kategori daun tanaman untuk memenuhi kebutuhan data dalam proses identifikasi. Untuk setiap kategori daun, 500 gambar digunakan sebagai data pelatihan, 100 gambar digunakan untuk validasi, dan 50 gambar digunakan sebagai data pengujian.

Tabel 2. Dataset Ienis Daun

Nama Daun	Pelatihan	Validasi	Pengujian
Daun Sirih	500	100	50
Daun	500	100	50
Kemangi			
Daun Jeruk	500	100	50
Purut			
Daun Salam	500	100	50
Daun Jambu	500	100	50
Biji			
Daun Pandan	500	100	50
Daun Serai	500	100	50

Daun Jahe 500 100 50 Daun Kelor 500 100 50 Daun 500 100 50 Mengkudu 500 100 50 Daun 500 100 50 Sambiloto 100 50 Daun Pegagan 500 100 50 Daun Kumis 500 100 50 Kucing 50 100 50 Daun Kumis 500 100 50 Tempuyung 50 100 50 Daun 500 100 50 Binahong 50 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Rosemary 50 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun B	Doup Kupyit	500	100	50
Daun Kelor 500 100 50 Daun 500 100 50 Mengkudu 500 100 50 Daun 500 100 50 Sambiloto 100 50 Daun Pegagan 500 100 50 Daun Kumis 500 100 50 Kucing 100 50 50 Daun Sun 500 100 50 Binahong 100 50 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 <t< td=""><td></td><td></td><td></td><td></td></t<>				
Daun Mengkudu 500 100 50 Daun Sambiloto 500 100 50 Daun Pegagan 500 100 50 Daun Rumis Kucing 500 100 50 Daun Kumis Kucing 500 100 50 Daun Daun Soul Dous Soul Daun Soul				
Mengkudu 500 100 50 Daun Pegagan 500 100 50 Daun Pegagan 500 100 50 Daun Kumis 500 100 50 Kucing 500 100 50 Daun Daun 500 100 50 Tempuyung 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Balada 500 100 50 Daun Bayam 500 100				
Daun 500 100 50 Sambiloto Daun Pegagan 500 100 50 Daun Kumis 500 100 50 Kucing Soo 100 50 Daun 500 100 50 Tempuyung Soo 100 50 Daun 500 100 50 Binahong Boo 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Lavender Daun 50 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung Soo		500	100	50
Sambiloto Daun Pegagan 500 100 50 Daun Kumis 500 100 50 Kucing 500 100 50 Daun 500 100 50 Tempuyung 500 100 50 Daun 500 100 50 Binahong 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Caun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500				
Daun Pegagan 500 100 50 Daun Kumis 500 100 50 Kucing 500 100 50 Daun 500 100 50 Tempuyung 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 50 100 5		500	100	50
Daun Kumis 500 100 50 Kucing 500 100 50 Daun 500 100 50 Binahong 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 </td <td></td> <td></td> <td></td> <td></td>				
Kucing Daun 500 100 50 Tempuyung 500 100 50 Daun 500 100 50 Binahong 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun Jambu 500 100 <td></td> <td></td> <td></td> <td></td>				
Daun 500 100 50 Tempuyung 500 100 50 Binahong 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100		500	100	50
Tempuyung 500 100 50 Binahong 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Saun 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100				
Daun Binahong 500 100 50 Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun Lavender 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100<		500	100	50
Binahong Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun 500 100 50 Lavender 100 50 Daun 500 100 50 Rosemary 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Tempuyung			
Daun Alpukat 500 100 50 Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 <t< td=""><td></td><td>500</td><td>100</td><td>50</td></t<>		500	100	50
Daun Jintan 500 100 50 Daun Mint 500 100 50 Daun 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100				
Daun Mint 500 100 50 Daun 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Beasil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun paun kenikir 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Daun Alpukat			
Daun 500 100 50 Lavender 500 100 50 Daun 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Baun 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Daun Jintan	500	100	50
Lavender Daun 500 100 50 Rosemary Daun Sage 500 100 50 Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung Daun 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Daun Mint	500	100	50
Daun 500 100 50 Rosemary Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun 500 100 50 Oregano 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 500 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Daun	500	100	50
Rosemary Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun Daun 500 100 50 Oregano 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 500 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 0aun Jambu 500 100 50	Lavender			
Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun 500 100 50 Oregano 0 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 0 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 0 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Daun	500	100	50
Daun Sage 500 100 50 Daun Thyme 500 100 50 Daun 500 100 50 Oregano 0 100 50 Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 0 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 0 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Rosemary			
Daun 500 100 50 Oregano Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 100 50 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 100 50		500	100	50
Daun 500 100 50 Oregano Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Kangkung 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 500 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air Daun Jambu 500 100 50	Daun Thyme	500	100	50
Daun Basil 500 100 50 Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Caun Bayam 500 100 50 Caun kenikir 500 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Singkong 50 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50		500	100	50
Daun Selada 500 100 50 Daun Bayam 500 100 50 Daun 500 100 50 Kangkung 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun Senikir 500 100 50 Singkong 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 100 50	Oregano			
Daun Bayam 500 100 50 Daun 500 100 50 Kangkung 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun 500 100 50 Singkong 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 100 50	Daun Basil	500	100	50
Daun 500 100 50 Kangkung 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun 500 100 50 Singkong 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Daun Selada	500	100	50
Daun 500 100 50 Kangkung 100 50 Daun kenikir 500 100 50 Daun 500 100 50 Singkong 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 100 50 Daun Jambu 500 100 50	Daun Bayam	500	100	50
Kangkung 0 0 0 50 0 50 50 0 50 0 50 0 50 0 50 0 50 0 0 50 0 0 50 0 0 50 0 0 50 0 0 50 0 0 50 0 0 0 50 0 0 0 50 0 0 0 50 0 0 0 50 0 0 0 50 0 0 0 50 0 <td< td=""><td>_</td><td></td><td></td><td></td></td<>	_			
Daun kenikir 500 100 50 Daun 500 100 50 Singkong 500 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 500 100 50	Kangkung			
Daun 500 100 50 Singkong 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 100 50 Daun Jambu 500 100 50		500	100	50
Singkong 100 50 Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air 100 50 50				
Daun Pepaya 500 100 50 Daun Jambu 500 100 50 Air Daun Jambu 500 100 50	Singkong			
Daun Jambu 500 100 50 Air Daun Jambu 500 100 50		500	100	50
Air 500 100 50				
Daun Jambu 500 100 50	•			
, , , , , , , , , , , , , , , , , , ,		500	100	50
I*IETE	Mete			

Teknik klasifikasi untuk dataset ini melibatkan penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengenali dan mengklasifikasikan gambar berbagai jenis daun. Berikut ini adalah penjelasan rinci tentang prosesnya:

Organisasi Dataset

Dataset diatur ke dalam tiga kategori:

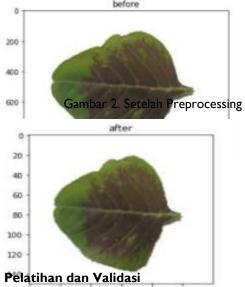
- Set Pelatihan: 16.500 gambar (500 gambar per jenis daun untuk 33 jenis daun)
- Set Validasi: 3.300 gambar (100 gambar per jenis daun)
- Set Pengujian: 1.650 gambar (50 gambar per jenis daun)

Sebelum memasukkan gambar ke dalam CNN, beberapa langkah preprocessing dilakukan:

Preprocessing

Pada tahap preprocessing, citra asli akan melalui proses resize citra. Proses resize gambar dilakukan dengan mengubah ukuran gambar menjadi 150 x 150 pixel. Proses pengubahan ukuran citra dapat divisualisasikan pada gambar di bawah ini.

Gambar I. Sebelum Preprocessing



Prosedur pengujian, yang mengikuti fase pelatihan dan validasi, melibatkan evaluasi kinerja model Convolutional Neural Network (CNN) pada set data terpisah yang tidak digunakan selama pelatihan atau validasi. Hal ini sangat penting untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak terlihat.

Pada awalnya, dataset yang terdiri dari 16.500 gambar pelatihan dan 3.300 gambar validasi digunakan untuk melatih model CNN. Selama fase pelatihan, model belajar untuk mengenali pola dan fitur di dalam gambar melalui penyesuaian berulang-ulang dari parameternya. Fase validasi melibatkan penggunaan dataset validasi untuk menyempurnakan model dan memantau kinerjanya, memastikan model tidak terlalu cocok dengan data pelatihan. Proses ini diulangi selama 150 epoch, durasi yang ditentukan melalui berbagai eksperimen untuk menyeimbangkan overfitting dan underfitting. Epoch ini mewakili seluruh data pelatihan yang telah dilalui, sehingga model dapat meningkatkan akurasinya secara berulang.

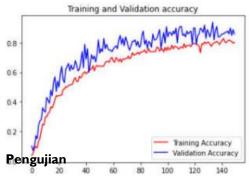
Hasil dari proses ini digambarkan pada Gambar 3, yang menunjukkan peningkatan akurasi model selama epoch. Akurasi tertinggi yang dicapai selama pelatihan dan validasi adalah 94%, yang mengindikasikan model yang telah disetel dengan baik dan mampu mengenali pola secara efektif dalam set data yang disediakan.

Setelah fase pelatihan dan validasi, prosedur pengujian dimulai. Prosedur ini melibatkan penggunaan dataset baru yang belum pernah ada sebelumnya, yang bukan merupakan bagian dari dataset pelatihan atau validasi. Tujuan dari set pengujian adalah untuk memberikan evaluasi yang tidak bias terhadap kinerja model. Selama fase ini, model memproses setiap gambar

dalam set data uji dan membuat prediksi berdasarkan pola yang telah dipelajari selama pelatihan. Label yang diprediksi kemudian dibandingkan dengan label yang sebenarnya untuk menghitung berbagai metrik kinerja seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Hasil pengujian sangat penting untuk mengonfirmasi bahwa akurasi model yang tinggi selama tahap pelatihan dan validasi dapat diterapkan di dunia nyata. Langkah ini memastikan bahwa model tersebut kuat dan dapat diandalkan, mampu mempertahankan kinerja tinggi ketika dihadapkan pada data baru yang belum pernah ada sebelumnya. Hasil dari prosedur pengujian membantu mengidentifikasi potensi masalah overfitting atau underfitting yang mungkin tidak terlihat selama fase validasi dan memberikan ukuran akhir efektivitas model.

Gambar 3. Hasil Akurasi



Tahap Pengujian Pada Penelitian Ini Dilakukan Untuk Mengevaluasi Kinerja Model Convolutional Neural Network (Cnn) Yang Telah Diperoleh Dari Proses Pelatihan Dan Validasi. Sebanyak I.650 Citra Daun Tanaman Diproses Secara Bersamaan Dengan Menggunakan Metode Confusion Matrix

KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) sebagai algoritma deep learning yang dirancang untuk memproses data dua dimensi dan berhasil mengidentifikasi citra daun. Melalui proses pelatihan dan validasi sebanyak 150 epoch, diperoleh akurasi tertinggi sebesar 94% dengan loss (tingkat kesalahan) terendah sebesar 0.28. Sementara itu, hasil akurasi yang diperoleh melalui proses pengujian sebesar 84% dengan menggunakan 1.650 citra tanaman herbal, dimana 1.382 citra berhasil diklasifikasikan ke dalam kelas yang benar dan 268 citra diklasifikasikan ke dalam kelas yang salah. Setelah melalui beberapa proses, dapat disimpulkan bahwa kinerja algoritma CNN dipengaruhi oleh keseimbangan data pada setiap kelas dan jumlah data training yang banyak.

REFERENSI

[1] Aszemi, N. M., & Dominic, P. D. D. 2019). Hyperparameter Optimization in Convolutional

- Neural Network using Genetic Algorithms. 10(6), 269–278.
- [2] Rizki Anantama, dkk (2022), Application Of Cost-Sensitive Convolutional Neural Network For Pneumonia Detection, Jurnal Ilmiah KURSOR, Vol. 11, No. 3, Juli2022, Hal 101-108.
- [3] Brownlee, J. (2019). Loss and Loss Functions for Training Deep Learning Neural Networks. Retrieved from https://machinelearningmastery.com/loss-and-loss-functions-fortraining-deep-learning-neural-networks/
- [4] Class, S. C. (2019). CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition. Retrieved from http://cs231n.github.io/convolutional-networks/
- [5] Fawaidul Badri, Dkk (2023), Deep Learning Architecture Based On Convolutional Neural Network (Cnn) On Animal Image Classification, Jurnal Ilmiah KURSOR, Vol. 12, No. 2, Desember 2023, Hal 83-92.
- [6] Firmansyah, M. R., Ilyas, R., Kasyidi, F., Informatika, J. T., Jenderal, U., & Yani, A. (2020). Scientific Sentence Classification Using Recurrent Neural Network. 26–27.
- [7] Gupta, A. (2020). Difference between ANN, CNN and RNN. GeeksforGeeks. https://www.geeksforgeeks.org/differencebetween-ann-cnn-and-rnn/
- [8] Ilham, F., & Rochmawati, N. (2020). Transliterating Handwritten Javanese Script to Latin Script Using CNN. 01, 200–208
- [9] Irfan, S. Al, & Widodo, N. S. (2020). Application of Deep Learning Convolution Neural Network Method on KRSBI Humanoid R-SCUAD Robot. Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro, 2(1), 40. https://doi.org/10.12928/biste.v2i1.985
- [10] Pambudi, A. S., Ciptadi, A., & Nasution, R. D. (2020). Leaf Type Classification with Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Method. Scientific Journal of Applied Information Technology.
- [11] Hu, Y., Zhu, X., Gao, Y., & Luo, Y. (2020). Plant leaf recognition based on deep transfer learning. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing.
- [12] Huang, Z., Chen, Y., Huang, Q., Guo, Y., & Wan, J. (2021). Plant leaf recognition using deep learning. Multimedia Tools and Applications
- [13] Hossain, M. S., Al-Hammadi, M., Muhammad, G., & Ghoneim, A. (2022). Plant leaf recognition using deep learning: A comparative study.
- [14] Ren, J., Xue, J., Zhang, Y., & Xin, Y. (2023). Plant leaf recognition using deep convolutional neural networks with data augmentation.
- [15] Iman Fahruzi. Sleep Disorder Identification From Single Lead Ecg By Improving Hyperparameters

- Of Id-Cnn. Jurnal Ilmiah KURSOR, Vol. 11, No.4, Desember 2022.
- [16] Yousef Methkal Abd Algani, dkk. Leaf disease identification and classification using optimized deep learning. 13 December 2022 2665-9174/© 2022. Published by Elsevier
- [17] Laura Falaschetti, dkk. A CNN-based image detector for plant leaf diseases classification. 2468-0672/ 2022 The Authors. Published by Elsevier.
- [18] Vimal Singh. dkk. Classification of Beans Leaf Diseases using Fine Tuned CNN Model. 1877-0509 © 2023 The Authors. Published by Elsevier. Procedia Computer Science 218 (2023) 348–356
- [19] Mangena Venu Madhavan, dkk. Recognition and Classification of Pomegranate Leaves Diseases by Image Processing and Machine Learning Techniques. Computers, Materials & Continua, DOI:10.32604/cmc.2021.012466.
- [20] Ashwaq Alsayed, dkk. Classification of Apple Tree Leaves Diseases using Deep Learning Methods. IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.21 No.7, July 2021