

Klasifikasi Jenis Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur AlexNet

Dicko David Koniady¹, Muhammad Ezar Al Rivan²

^{1,2} Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia

*dicko953@mhs.mdp.ac.id

ABSTRACT

Indonesia has rich biodiversity, including various types of herbal plants commonly used in traditional medicine. However, manual identification and classification of herbal leaves remain challenging due to similarities in shape, color, and texture between species. This study aims to develop an automatic classification system for herbal leaf types using the Convolutional Neural Network (CNN) method with the AlexNet architecture. The dataset used in this research was obtained from a public Kaggle repository and consists of ten classes of herbal leaves, namely guava, curry, basil, turmeric, mint, papaya, betel, soursop, aloe vera, and green tea. Image preprocessing includes resizing to 224×224 pixels, normalization, and data augmentation to improve model generalization. The model was trained and tested using an 80:20 data split with several experimental configurations. The best performance was achieved at a learning rate of 0.0001, batch size of 32, and 25 epochs, resulting in a training accuracy of 88.25% and a testing accuracy of 73.50%. These results show that AlexNet can effectively extract visual features from herbal leaf images and perform accurate classification. This demonstrates that CNN-based classification is an efficient approach for recognizing herbal plants automatically.

Keywords: AlexNet, Convolutional Neural Network, Herbal Leaves, Image Classification, Deep Learning

ABSTRAK

Indonesia memiliki keanekaragaman hayati yang sangat kaya, termasuk berbagai jenis tanaman herbal yang umum digunakan dalam pengobatan tradisional. Namun, identifikasi dan klasifikasi daun herbal secara manual masih menjadi tantangan karena adanya kemiripan bentuk, warna, dan tekstur antarspesies. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis jenis daun herbal menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur AlexNet. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari repositori publik Kaggle dan terdiri dari sepuluh kelas daun herbal, yaitu jambu biji, kari, kemangi, kunyit, mint, pepaya, sirih, sirsak, lidah buaya, dan teh hijau. Proses prapengolahan citra mencakup perubahan ukuran menjadi 224×224 piksel, normalisasi, serta augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Model dilatih dan diuji menggunakan pembagian data 80:20 dengan beberapa konfigurasi eksperimental. Kinerja terbaik dicapai pada learning rate 0,0001, batch size 32, dan 25 epoch, dengan akurasi pelatihan sebesar 88,25% dan akurasi pengujian sebesar 73,50%. Hasil ini menunjukkan bahwa AlexNet mampu mengekstraksi fitur visual dari citra daun herbal secara efektif dan melakukan klasifikasi dengan akurat. Penelitian ini membuktikan bahwa klasifikasi berbasis CNN merupakan pendekatan yang efisien untuk mengenali tanaman herbal secara otomatis.

Kata Kunci : AlexNet, Jaringan Syaraf Konvolusional, Daun Herbal, Klasifikasi Citra, Pembelajaran Mendalam

INFORMASI ARTIKEL

Submit
10, Oktober 2025

Diterima
15, November 2025

Publish Online
30, November 2025

PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara yang kaya akan keanekaragaman hayati, termasuk berbagai jenis tanaman herbal yang digunakan dalam pengobatan tradisional [1]. Tanaman herbal memiliki potensi besar sebagai bahan obat alami yang dapat dimanfaatkan dari berbagai bagian tanaman seperti daun, batang, dan akar [2]. Di antara bagian-bagian tersebut, daun merupakan komponen yang paling sering digunakan karena mengandung banyak senyawa bioaktif yang bermanfaat bagi kesehatan manusia.

Proses pengenalan dan klasifikasi daun tanaman herbal secara manual masih sangat bergantung pada pengalaman manusia dan referensi visual [3], [4]. Ketergantungan ini sering kali menyebabkan kesalahan klasifikasi dan membatasi pemanfaatan tanaman herbal secara efektif dalam kehidupan sehari-hari. Tantangan utama dalam identifikasi manual terletak pada tingginya tingkat kemiripan bentuk, warna, dan tekstur antarspesies daun yang berbeda, sehingga memerlukan waktu yang cukup lama serta referensi tambahan [5]. Dalam beberapa kasus, seseorang bahkan harus membawa sampel daun ke laboratorium untuk mendapatkan hasil identifikasi yang akurat. Selain itu, identifikasi visual yang dilakukan oleh para ahli pun tetap memiliki kemungkinan kesalahan manusia [6]. Keberhasilan pemanfaatan tanaman herbal juga sangat bergantung pada pengetahuan masyarakat mengenai manfaat serta cara penggunaannya untuk mengobati berbagai penyakit [7].

Dengan kemajuan teknologi, khususnya dalam bidang kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital, proses klasifikasi daun kini dapat dilakukan secara otomatis dan efisien [8]. Salah satu metode yang menjanjikan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi citra. Penelitian sebelumnya melaporkan hasil yang beragam, di mana AlexNet berhasil mencapai akurasi sebesar 90% dalam klasifikasi daun herbal [9]. Selain itu, AlexNet tidak hanya mampu mengklasifikasikan citra daun, tetapi juga menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam klasifikasi objek lain seperti pengenalan angka isyarat tangan [10] dan bahasa isyarat Amerika (ASL) [11], dengan tingkat akurasi di atas 90%.

Beberapa penelitian telah membuktikan efektivitas CNN dalam klasifikasi daun dan pengenalan objek serupa. Misalnya, penelitian [12] mengembangkan model klasifikasi daun menggunakan arsitektur AlexNet dan mencapai akurasi sebesar 90%. Sementara itu, penelitian [13] membandingkan beberapa arsitektur CNN seperti AlexNet, LeNet-5, VGG16, VGG19, Inception-V3, dan ResNet50, dengan hasil menunjukkan bahwa VGG16 memperoleh akurasi tertinggi sebesar 90%, sedangkan AlexNet mencapai 67%.

Penelitian lain oleh [14] mengembangkan sistem identifikasi tanaman otomatis menggunakan CNN AlexNet dengan dataset Leafsnap yang terdiri dari 185 kelas daun, dan memperoleh akurasi rata-rata 95% setelah menerapkan teknik augmentasi citra, batch normalization, dan dropout. Demikian pula, penelitian [15] menerapkan AlexNet untuk klasifikasi hama pada daun kopi dan memperoleh akurasi pengujian sebesar 81,6%.

Penelitian oleh [16] membandingkan AlexNet dan ResNet34 untuk klasifikasi penyakit pada daun kentang. Hasilnya menunjukkan bahwa AlexNet mencapai akurasi 98% dengan waktu pelatihan yang lebih singkat, meskipun ResNet34 memperoleh akurasi sedikit lebih tinggi, yaitu 99%. Temuan ini membuktikan bahwa AlexNet tetap kompetitif untuk tugas klasifikasi citra dengan kompleksitas menengah.

Selain AlexNet, penelitian [17] menggunakan EfficientNetV2-S untuk klasifikasi tanaman obat Indonesia dan mencapai akurasi 98%, sedangkan [18] menggunakan VGG16 untuk klasifikasi daun herbal dengan akurasi pengujian 92%. Penelitian [19] juga

menunjukkan efektivitas transfer learning VGG16 dalam mengklasifikasikan varietas kelengkeng dengan akurasi validasi sebesar 82%. Lebih lanjut, penelitian [20] membandingkan AlexNet, GoogLeNet, dan SqueezeNet untuk klasifikasi tanaman herbal dan menemukan bahwa CNN kustom dengan sembilan lapisan memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99,56%.

Penelitian lainnya oleh [21] menunjukkan bahwa AlexNet mengungguli ResNet-50 dan SVM dalam mengidentifikasi penyakit pada daun jagung, dengan akurasi rata-rata sebesar 98,3%, sedangkan ResNet-50 dan SVM masing-masing mencapai 96,6% dan 88,5%. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa CNN, khususnya arsitektur AlexNet, memiliki potensi besar untuk mengotomatisasi klasifikasi daun tanaman herbal dengan akurasi yang kompetitif dan kinerja pelatihan yang efisien. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem klasifikasi otomatis untuk daun tanaman herbal menggunakan metode CNN dengan arsitektur AlexNet, dengan tujuan meningkatkan kecepatan dan akurasi dalam proses identifikasi serta klasifikasi daun secara efektif dan efisien.

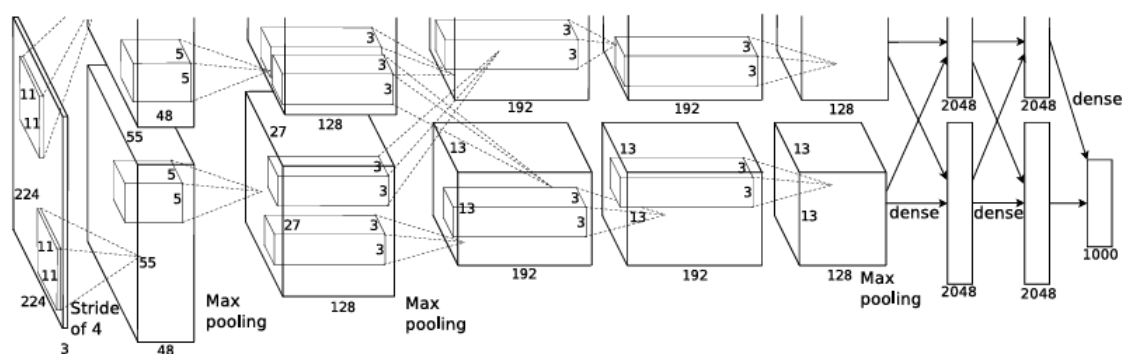
METODE PENELITIAN

Penelitian ini diawali dengan beberapa tahapan, yaitu studi literatur, pengumpulan dataset, perancangan sistem, implementasi, dan pengujian.

2.1 Studi Literatur

Tahap ini mencakup pengumpulan dan penelaahan literatur dari berbagai sumber seperti jurnal ilmiah dan buku yang berkaitan dengan penelitian sebelumnya tentang klasifikasi citra menggunakan CNN, khususnya dengan arsitektur AlexNet. Studi literatur juga mencakup pembahasan mengenai teknik praproses data, augmentasi citra, serta metrik evaluasi seperti confusion matrix.

2.1.1 Alexnet



Gambar 1. Arsitektur AlexNet [21]

AlexNet merupakan salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, dan Geoffrey Hinton pada tahun 2012 [22]. Model ini menjadi tonggak penting dalam revolusi deep learning untuk pengenalan citra setelah memenangkan kompetisi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) tahun 2012 dengan tingkat akurasi yang jauh melampaui metode sebelumnya.

Arsitektur AlexNet dirancang untuk menerima masukan citra berukuran 224×224 piksel [23] dengan tiga kanal warna (RGB) [24]. Model ini terdiri dari delapan lapisan utama, yaitu lima lapisan konvolusi (convolutional layers) dan tiga lapisan fully connected, yang diikuti oleh fungsi aktivasi dan teknik regularisasi untuk meningkatkan kinerja klasifikasi. Karakteristik utama dari arsitektur AlexNet meliputi:

1. Lima lapisan konvolusi dengan ukuran filter 11×11, 5×5, dan 3×3.
2. Tiga lapisan fully connected, masing-masing memiliki 4096 neuron (kecuali pada lapisan output).
3. Fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) diterapkan pada semua lapisan untuk mempercepat proses pelatihan.
4. Max pooling dengan jendela tumpang tindih (overlapping) dan langkah (stride) yang bervariasi untuk meningkatkan efisiensi spasial dan mengurangi overfitting.
5. Dropout diterapkan pada lapisan fully connected untuk meminimalkan co-adaptation antar neuron.
6. Lapisan output Softmax disesuaikan dengan jumlah kelas dalam penelitian ini, yaitu 10 neuron output yang merepresentasikan sepuluh jenis daun herbal.

2.1.2 Preprocessing dan Augmentasi Citra

Sebelum citra daun herbal digunakan, dilakukan proses praproses (preprocessing) untuk memastikan keseragaman format dan meningkatkan keragaman data pelatihan. Langkah-langkah utama dalam praproses citra meliputi:

1. **Resize** : Semua citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel, yaitu ukuran standar masukan untuk lapisan pertama AlexNet. Pendekatan ini dipilih karena efisien dan sederhana, mengingat objek daun pada dataset umumnya berada di area tengah citra.
2. **Normalisasi** : Nilai intensitas piksel dinormalisasi ke dalam rentang [0, 1], dan dilakukan mean subtraction untuk mempercepat konvergensi serta menstabilkan proses pembelajaran.
3. **Augmentasi Data** : Beberapa teknik augmentasi diterapkan untuk mencegah overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi model.

2.1.3 Confusion Matriks dan Evaluasi Klasifikasi

Kinerja model klasifikasi dievaluasi menggunakan confusion matrix, yang membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya dari data uji [24]. Beberapa metrik evaluasi utama yang diturunkan dari confusion matrix antara lain:

1. **Accuracy** : Rasio antara jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar terhadap seluruh data uji.
2. **Precision** : Proporsi antara prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif.
3. **Recall** : Proporsi antara data positif yang benar-benar terdeteksi positif terhadap seluruh data positif sebenarnya.
4. **F1-Score** : Rata-rata harmonik antara Precision dan Recall, yang memberikan keseimbangan antara keduanya.

Dengan keterangan sebagai berikut:

1. **TP (True Positive)** : Data positif yang diklasifikasikan dengan benar sebagai positif (BENAR).

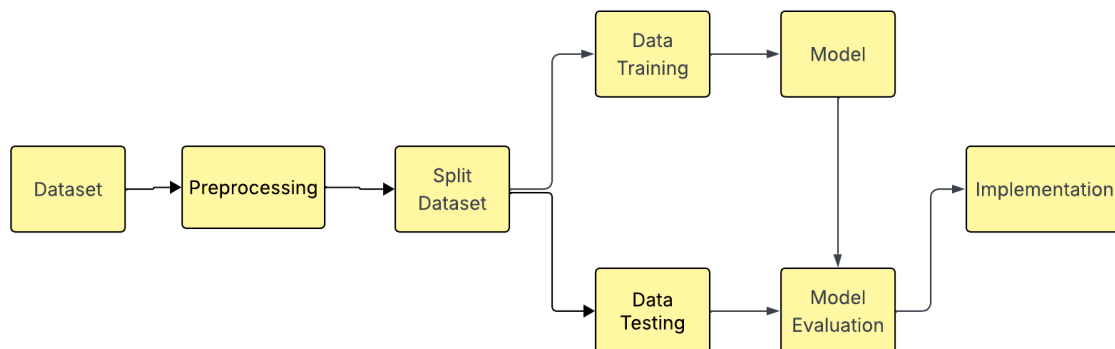
2. FP (False Positive) : Data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif (SALAH).
3. TN (True Negative) : Data negatif yang diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif (BENAR).
4. FN (False Negative) : Data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (SALAH).

2.2 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari repositori publik Kaggle dengan judul “Dataset Tanaman Herbal” [25]. Dataset tersebut terdiri dari 10 kelas daun tanaman herbal, yaitu daun jambu biji, daun kari, daun kemangi, daun kunyit, daun mint, daun pepaya, daun sirih, daun sirsak, lidah buaya, dan daun teh hijau. Seluruh citra telah diklasifikasikan sesuai dengan kategorinya masing-masing. Dataset kemudian dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian untuk memastikan model dapat dilatih dan diuji secara proporsional.

2.3 Perancangan Sistem

Tahapan perancangan sistem dilakukan melalui beberapa proses, dimulai dari pengumpulan dataset hingga tahap implementasi model, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Perancangan Sistem

2.4 Implementasi

Pada tahap ini, sistem yang telah dirancang diimplementasikan untuk memungkinkan model mengenali dan mengklasifikasikan data pelatihan yang telah melalui proses prapemrosesan.

2.5 Pengujian

Tahap pengujian dilakukan untuk mengevaluasi sistem yang telah dikembangkan menggunakan data uji. Metode confusion matrix digunakan untuk menilai keberhasilan klasifikasi serta meningkatkan akurasi dari metode yang digunakan [24].

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

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

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

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

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan dengan mencoba berbagai kombinasi nilai batch size dan epoch yang telah ditentukan sebelumnya. Hasil pelatihan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Data Pelatihan

Testing Scenario	Learning Rate	Batch Size	Epoch	Training Accuracy
1	0.0001	16	10	83.62%
2	0.0001	32	10	85.25%
3	0.0001	16	20	86.44%
4	0.0001	32	20	88.25%
5	0.0001	16	25	88.00%
6	0.0001	32	25	88.25%

Berdasarkan hasil pelatihan yang ditunjukkan pada Tabel 1, nilai akurasi yang diperoleh menunjukkan kinerja yang tinggi dengan perbedaan yang relatif kecil antar kombinasi parameter. Untuk batch size 16 (Skenario 1, 3, dan 5), peningkatan jumlah epoch dari 10 menjadi 25 meningkatkan akurasi dari 83,62% menjadi 88,00%. Sementara itu, untuk batch size 32 (Skenario 2, 4, dan 6), akurasi meningkat dari 85,25% pada epoch 10 menjadi 88,25% pada epoch 20 dan 25. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan batch size 32 cenderung menghasilkan performa yang lebih stabil dibandingkan batch size 16, dengan akurasi yang lebih tinggi pada berbagai variasi epoch. Akurasi pelatihan tertinggi diperoleh pada Skenario 4 dan 6, yaitu kombinasi batch size 32 dengan epoch 20 atau 25, yang sama-sama menghasilkan akurasi sebesar 88,25%. Setelah hasil pelatihan dianggap memuaskan, kinerja model kemudian diuji menggunakan dataset pengujian

Tabel 2. Hasil Data Pengujian

Testing Scenario	Learning Rate	Batch Size	Epoch	Training Accuracy
1	0.0001	16	10	65.50%
2	0.0001	32	10	66.00%
3	0.0001	16	20	70.00%
4	0.0001	32	20	68.00%
5	0.0001	16	25	65.50%
6	0.0001	32	25	73.50%

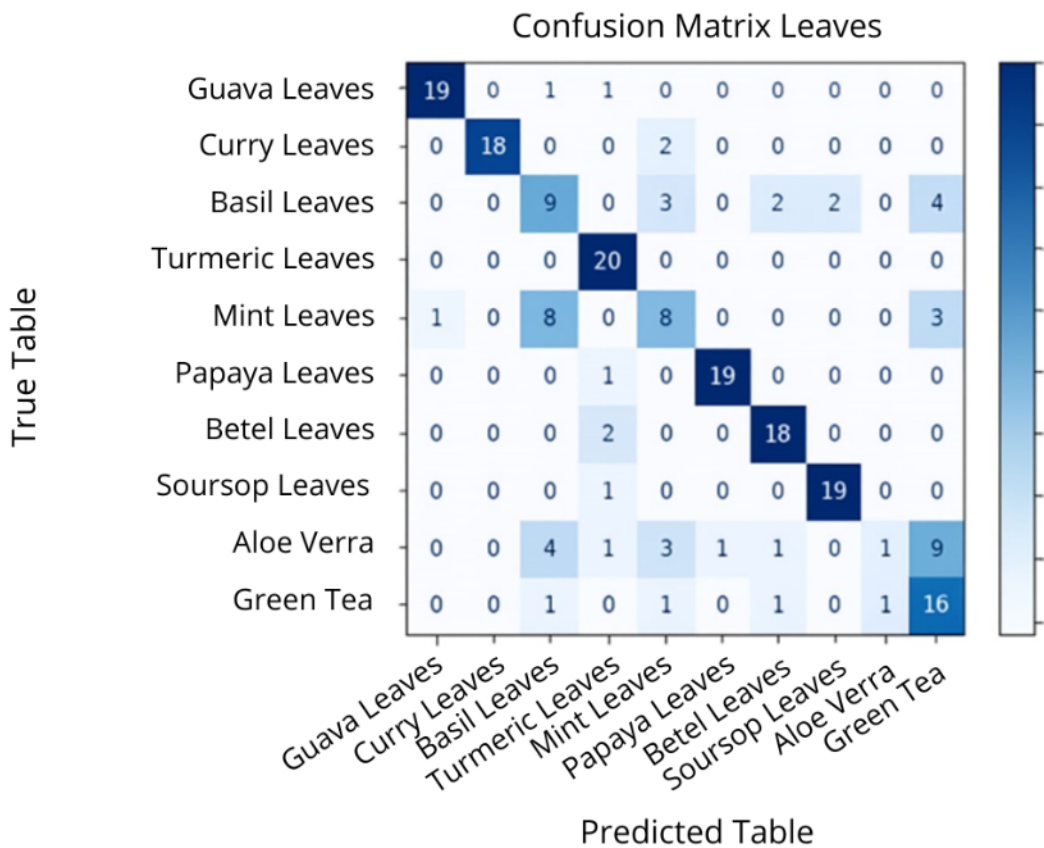
Berdasarkan Tabel 2, akurasi pengujian yang diperoleh bervariasi pada setiap kombinasi parameter. Untuk batch size 16 (Skenario 1, 3, dan 5), akurasi meningkat dari 65,50% pada epoch 10 menjadi 70,00% pada epoch 20, namun kemudian menurun kembali menjadi 65,50% pada epoch 25. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch secara berlebihan tidak selalu meningkatkan kinerja model, bahkan dapat menurunkan akurasi akibat overfitting. Sementara itu, untuk batch size 32 (Skenario 2, 4, dan 6), akurasi menunjukkan kestabilan yang lebih baik dan cenderung meningkat

seiring bertambahnya jumlah epoch, yaitu dari 66,00% (epoch 10) menjadi 68,00% (epoch 20), dan mencapai akurasi tertinggi sebesar 73,50% pada epoch 25. Secara keseluruhan, hasil terbaik diperoleh pada Skenario 6, dengan parameter learning rate = 0,0001, batch size = 32, dan epoch = 25, yang menghasilkan akurasi pengujian sebesar 73,50%.

Temuan ini menunjukkan bahwa penggunaan batch size yang lebih besar, dikombinasikan dengan jumlah epoch yang optimal, mampu menghasilkan generalisasi model yang lebih baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Kelas daun yang digunakan dalam penelitian ini meliputi daun jambu biji, daun kari, daun kemangi, daun kunyit, daun mint, daun pepaya, daun sirih, daun sirsak, daun lidah buaya, dan daun teh hijau.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Klasifikasi

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Daun Jambu Biji	0.95	0.95	0.95	20
Daun Kari	1.0	0.90	0.95	20
Daus Kemangi	0.41	0.45	0.43	20
Daun Kunyit	0.77	1.00	0.87	20
Daun Mint	0.53	0.40	0.46	20
Daun Pepaya	0.86	0.95	0.90	20
Daun Sirih	0.82	0.90	0.86	20
Daun Sirsak	0.90	0.95	0.93	20
Daun Lidah Buaya	0.50	0.05	0.09	20
Daun Teh Hijau	0.50	0.80	0.66	20
Accuracy			0.74	200
Macro Avg	0.72	0.74	0.70	200
Weighted Avg	0.72	0.74	0.70	200



Gambar 3. Confusion Matriks

Gambar 3 menggambarkan confusion matrix untuk klasifikasi sepuluh jenis daun herbal menggunakan model AlexNet. Setiap baris merepresentasikan kelas sebenarnya (true class), sedangkan setiap kolom menunjukkan kelas yang diprediksi (predicted class). Nilai pada diagonal menunjukkan jumlah sampel yang berhasil diklasifikasikan dengan benar untuk setiap jenis daun, sementara nilai di luar diagonal menunjukkan jumlah sampel yang salah diklasifikasikan. Dari confusion matrix tersebut dapat diamati bahwa beberapa kelas seperti daun kunyit, daun sirsak, dan daun jambu biji memiliki jumlah prediksi benar yang tinggi (19–20 dari 20 citra uji), yang menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari dan mengenali karakteristik visual unik dari daun-daun tersebut. Sebaliknya, kelas seperti daun lidah buaya dan daun mint menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih tinggi, yang kemungkinan disebabkan oleh kemiripan bentuk atau warna dengan kelas daun lainnya, serta kualitas citra yang tidak konsisten dalam dataset.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur AlexNet untuk mengklasifikasikan berbagai jenis daun herbal secara otomatis. Proses penelitian meliputi studi literatur, pengumpulan dataset, praproses dan augmentasi citra, perancangan arsitektur model, implementasi, serta evaluasi. Dataset yang digunakan terdiri dari 10 kelas daun herbal yang diperoleh dari repositori publik Kaggle, dengan pembagian data sebesar 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Berdasarkan hasil eksperimen dengan beberapa kombinasi batch size dan epoch, kinerja terbaik dicapai pada batch size 32 dan 25 epoch, menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 88,25% dan akurasi pengujian sebesar 73,50%. Temuan ini menunjukkan bahwa AlexNet memberikan performa yang andal dalam mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis daun herbal. Namun, masih terdapat variasi akurasi antar kelas yang kemungkinan disebabkan oleh perbedaan kualitas dan karakteristik citra dalam dataset.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. M. Atha and E. Zuliarso, "Deteksi Tanaman Herbal Khusus Untuk Penyakit Kulit Dan Penyakit Rambut Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dan Tensorflow," *JUPITER*, vol. 14, no. Oktober, pp. 1–10, 2022.
- [2] Susilo Yulianto, "Penggunaan Tanaman Herbal Untuk Kesehatan," *J. Kebidanan Dan Kesehat. Tradis.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–59, 2017.
- [3] C. Du and S. Gao, "Image Segmentation-Based Multi-Focus Image Fusion Through Multi-Scale Convolutional Neural Network," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 15750–15761, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2735019.
- [4] Josua Nainggolan, Debi Yandra Niska, F. Marpaung, Insan Taufik, and K. S. S, "Palm Fruit Ripeness Detection System Using Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 3, pp. 1700–1705, 2025, doi: 10.59934/jaiea.v4i3.989.
- [5] D. P. Adriani *et al.*, "Klasifikasi Tanaman Obat-Obatan Berdasarkan Citra Daun Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan," vol. 6, no. 3, pp. 39–47, 2020.
- [6] K. Usman, N. C. P. Kumalasari, N. Ibrahim, H. Syahrian, and V. R. Puspitasari, "Evaluasi Optimizer pada Residual Network untuk Klasifikasi Klon Teh Seri GMB Berbasis Citra Daun," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 9, no. 4, p. 841, 2021, doi: 10.26760/elkomika.v9i4.841.
- [7] A. Latifah, D. Tresnawati, and H. Sanjaya, "Media Pembelajaran Menggunakan

- Teknologi Augmented Reality untuk Tanaman Daun Herbal,” *J. Algoritma*, vol. 19, no. 2, pp. 515–526, 2022, doi: 10.33364/algoritma/v.19-2.1138.
- [8] A. ANHAR and R. A. PUTRA, “Perancangan dan Implementasi Self-Checkout System pada Toko Ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 2, p. 466, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i2.466.
- [9] F. A. Danendra, F. T. Anggraeny, and H. Maulana, “Klasifikasi Citra Penyakit Daun Cabai Rawit Dengan Menggunakan CNN Arsitektur AlexNet dan SqueezeNet,” *Syntax J. Inform.*, vol. 12, no. 01, pp. 50–61, 2023.
- [10] M. E. Al Rivian and A. Setiawan, “Pengenalan Gestur Angka Pada Tangan Menggunakan Arsitektur AlexNet Dan LeNet Pada Metode Convolutional Neural Network,” *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 11, no. 1, pp. 19–28, 2022, doi: 10.34010/komputika.v11i1.5176.
- [11] M. E. Al Rivian and A. G. Riyadi, “Perbandingan Arsitektur LeNet dan AlexNet Pada Metode Convolutional Neural Network Untuk Pengenalan American Sign Language,” *J. Komput. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 53–61, 2021, doi: 10.35143/jkt.v7i1.4489.
- [12] Q. N. Azizah, “Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet,” *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 28–33, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i1.227.
- [13] K. Saputra S, D. Niska, I. Taufik, M. Hidayat, and D. Dharma, “Classification of Herbal Plants Based on Leaf Images using Convolutional Neural Network,” 2022, doi: 10.4108/eai.11-10-2022.2325271.
- [14] M. Samel, A. Tiwari, and P. S. Parvatikar, “Leaf Recognition using Convolution Neural Network - AlexNet,” *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 10, no. 01, pp. 316–320, 2021.
- [15] D. Irfansyah, M. Mustikasari, and A. Suroso, “Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 2, pp. 87–92, 2021, doi: 10.30591/jpit.v6i2.2802.
- [16] M. Kevin Santosa, M. Hanindia Prami Swari, and A. Nugroho Sihananto, “Implementasi Arsitektur Alexnet Dan Resnet34 Pada Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang Menggunakan Transfer Learning,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 5, pp. 3293–3301, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i5.7337.
- [17] B. Setiyono *et al.*, “Identifikasi Tanaman Obat Indonesia Melalui Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 385–392, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20236809.
- [18] S. Adiningsi and R. A. Saputra, “Identification of Medicinal Plant Leaf Types Using the Convolutional Neural Network (CNN) Method with the VGG16 Model,” *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 4, pp. 451–460, 2023.
- [19] A. Saputro, S. Mu’min, Moch. Lutfi, and H. Putri, “Deep Transfer Learning Dengan Model Arsitektur Vgg16 Untuk Klasifikasi Jenis Varietas Tanaman Lengkeng Berdasarkan Citra Daun,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 2, pp. 609–614, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5456.
- [20] I. A. M. Zin, Z. Ibrahim, D. Isa, S. Aliman, N. Sabri, and N. N. A. Mangshor, “Herbal plant recognition using deep convolutional neural network,” *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 9, no. 5, pp. 2198–2205, 2020, doi: 10.11591/eei.v9i5.2250.
- [21] M. Micheni, R. Birithia, C. Mugambi, B. Too, and M. Kinyua, “Identification of Maize Leaf Diseases Using Support Vector Machine and Convolutional Neural Networks AlexNet and ResNet50,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 1, pp. 1518–1530, 2023.

- [22] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *Adv. Neural Inf. Process. Syst. (NeurIPS / NIPS)*, pp. 1–9, 2012, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1404.5997>.
- [23] I. P. Putra, Rusbandi, and D. Alamsyah, "Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet," *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 28–33, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i1.227.
- [24] A. Nugroho and Y. Religia, "Analisis Optimasi Algoritma Klasifikasi Naive Bayes menggunakan Genetic Algorithm dan Bagging," *J. RESTI*, vol. 5, no. 3, pp. 504–510, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i3.3067.
- [25] A. M. Atha and E. Zuliarso, "Dataset Tanaman Herbal", [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/anefiamutiaraatha/dataset-tanaman-herbal?resource=download>