

Pengembangan Model Klasifikasi Citra Tanaman Hutan *Melicopelatifolia* Berbasis CNN dengan Custom-Built Dataset

Resty Annisa¹, Mardiana², Martinus³, Renatha Amelia Manggala Putri⁴, Cela Febriyani⁵,
Muhkito Afif⁶

^{1,2,4,5,6}Teknik Informatika, Universitas Lampung, Jl. Prof. Soemantri Brojonegoro, Bandar Lampung
35145

³Teknik Mesin, Universitas Lampung, Jl. Prof. Soemantri Brojonegoro, Bandar Lampung 35145

Email : ¹resty.annisa@eng.unila.ac.id, ²mardiana@eng.unila.ac.id, ³martinus@eng.unila.ac.id,

⁴renatha.amelia23@gmail.com, ⁵cellafebriani0702@gmail.com, ⁶muhkito72@gmail.com

Abstrak. *Melicope latifolia*, atau dikenal sebagai Pauh-Pauh, adalah tanaman hutan dari famili Rutaceae yang memiliki manfaat kesehatan sebagai anti-hepatitis C virus. Pengembangan model klasifikasi citra berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dilakukan untuk mengenali berbagai bagian tanaman *Melicope latifolia*, yang saat ini masih kekurangan dataset. Dataset khusus yang dikumpulkan terdiri dari 400 citra berkualitas tinggi mencakup batang, buah, daun, dan ranting, dan dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan rasio 70:10:20. Model CNN dilatih selama 200 epoch, dan evaluasi kinerja menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil menunjukkan bahwa model mencapai akurasi tertinggi sebesar 89,17%, dengan performa terbaik pada kelas "buah" yang memiliki precision dan recall sebesar 100%. Hasil ini menunjukkan potensi penerapan CNN dalam klasifikasi tanaman *Melicope latifolia*, meskipun diperlukan optimasi lebih lanjut, seperti augmentasi data dan penyesuaian parameter.

Kata Kunci : *Melicope latifolia*, Convolutional Neural Network (CNN), Tanaman, Hutan, Klasifikasi Citra.

Abstract. *Melicope latifolia*, commonly known as Pauh-Pauh, is a forest plant from the Rutaceae family with notable health benefits, including its potential as an anti-hepatitis C virus agent. A convolutional neural network (CNN)-based image classification model was developed to identify various parts of the *Melicope latifolia* plant, which currently lacks a dedicated dataset. A specialized dataset comprising 400 high-quality images of stems, fruits, leaves, and twigs was created and divided into training, validation, and testing sets in a 70:10:20 ratio. The CNN model was trained for 200 epochs, and its performance was assessed using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results demonstrated that the model achieved a maximum accuracy of 89.17%, with the 'fruit' class showing the best performance, achieving 100% precision and recall. These findings highlight the potential of CNN-based approaches for *Melicope latifolia* plant classification. However, further optimization is necessary, such as employing data augmentation and fine-tuning model parameters.

Keyword : *Melicope latifolia*, Convolutional Neural Network (CNN), Plant, Forest, Image Classification.

PENDAHULUAN

Melicope latifolia yang memiliki nama lokal Pauh-Pauh ini merupakan spesies tanaman hutan dari famili Rutaceae dan salah satu tanaman endemik Bali [1]. Tanaman ini dapat mencapai tinggi hingga 30-meter dengan daun berbentuk elips dan bunganya cenderung lebat dengan panjang mencapai 24 cm [2]. Buah *Melicope latifolia* mengandung senyawa aktif yang dapat dimanfaatkan sebagai anti-hepatitis C virus, tanaman ini juga memiliki potensi dalam pengobatan tradisional untuk demam, kram, sakit kuning dan malaria [3].



Seiring perkembangan teknologi pengenalan citra, metode konvensional dalam mengklasifikasikan spesies tanaman mulai menghadapi keterbatasan, khususnya dalam hal ketergantungan pada keahlian botani untuk identifikasi spesies. Convolutional Neural Network (CNN) telah menjadi pilihan utama dalam pengenalan citra karena kemampuannya dalam mengenali pola-pola kompleks pada citra secara otomatis. Penerapan CNN dalam konteks pengenalan tanaman hutan memberikan peluang untuk mengatasi keterbatasan dalam metode klasifikasi konvensional yang membutuhkan tenaga ahli botani. CNN mampu secara otomatis mengidentifikasi dan mengklasifikasi citra tanaman dengan tingkat akurasi yang tinggi [4].

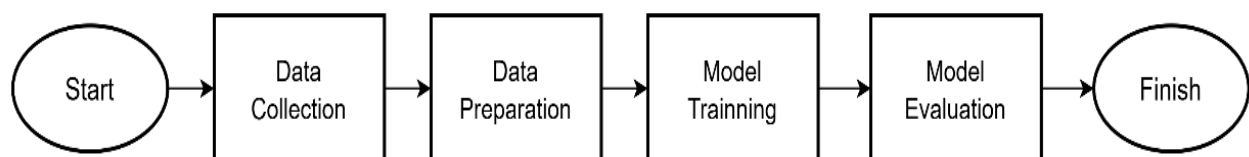
Sejalan dengan upaya pelestarian dan pemantauan keanekaragaman hayati, kebutuhan akan dataset khusus yang relevan dengan spesies hutan seperti *Melicope latifolia* menjadi semakin mendesak. Dataset yang komprehensif memungkinkan model klasifikasi tanaman untuk mengidentifikasi spesies dengan akurasi yang lebih tinggi dan menangkap variasi visual antar bagian tanaman secara detail. Pengembangan dataset yang mencakup berbagai bagian tanaman, seperti batang, daun, buah, dan ranting, akan mengoptimalkan penerapan Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi citra tanaman, sekaligus mengurangi ketergantungan pada ahli botani dalam proses identifikasi spesies.

Untuk membangun sistem klasifikasi, diperlukan metode yang sesuai agar sistem dapat berfungsi dengan optimal. Pada penelitian ini, *Convolutional Neural Network* (CNN) dipilih sebagai metode yang digunakan dalam sistem klasifikasi tersebut. Teknik-teknik seperti CNN mampu memberikan hasil yang signifikan dalam mengklasifikasi berbagai jenis tanaman [5]. CNN merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang dikhususkan untuk pemrosesan dan pengenalan pola dalam data citra. CNN bekerja melalui operasi konvolusi yang mengekstraksi fitur dari citra, seperti tekstur dan kontur. CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected. Struktur bertingkat pada CNN memungkinkan sistem mengenali pola visual dari bentuk dasar hingga pola yang lebih abstrak, sehingga dapat menghasilkan klasifikasi yang akurat untuk berbagai bagian tanaman [6].

Pengembangan model klasifikasi citra tanaman *Melicope latifolia* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dilakukan dengan memanfaatkan dataset khusus yang dibangun secara mandiri. Dataset terdiri dari 400 citra yang mencakup empat bagian tanaman, yaitu batang, buah, daun, dan ranting. Model CNN dilatih menggunakan 200 epoch dan berhasil mencapai akurasi sebesar 89,17%. Meskipun akurasi tersebut belum mencapai tingkat optimal, langkah awal ini menunjukkan potensi besar dalam penerapan metode CNN untuk klasifikasi otomatis tanaman hutan. Optimalisasi lebih lanjut, seperti augmentasi data dan penyesuaian parameter model, diperlukan untuk meningkatkan kinerja model serta memperluas penggunaannya dalam klasifikasi citra spesies tanaman hutan [7, 8].

METODOLOGI PENELITIAN

Metode Penelitian yang digunakan terdiri dari empat tahap diantaranya Data Collection, Data Preparation, Model Training, dan Model Evaluation, yang dapat dilihat pada Gambar 1. Objek penelitian adalah tanaman *Melicope latifolia*, yang termasuk dalam famili Rutaceae. Beberapa bagian utama yang diteliti, yaitu batang, buah, daun, dan ranting.



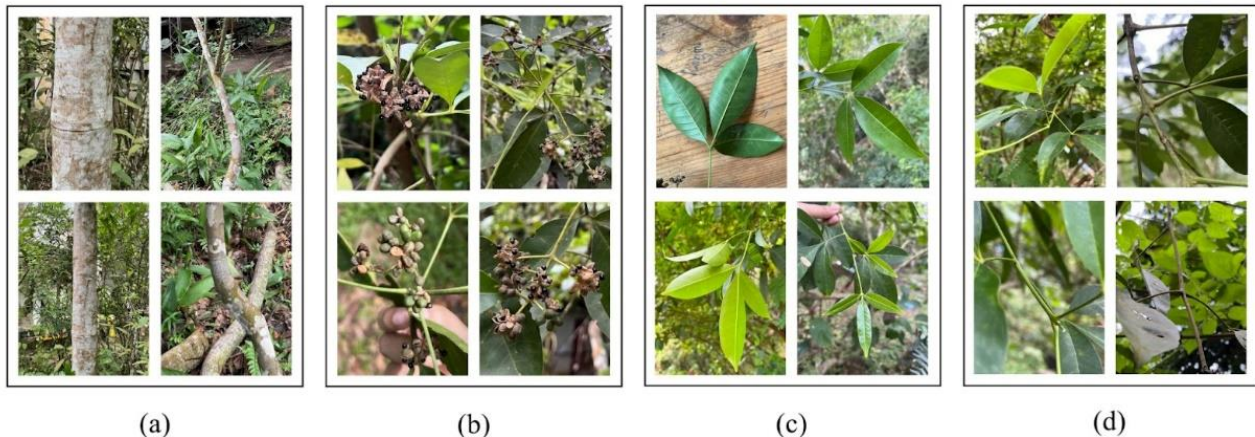
Gambar 1. Metode Penelitian



Penelitian ini menggunakan model *Convolutional Neural Networks* (CNN) untuk melakukan klasifikasi citra bagian-bagian tanaman *Melicope latifolia*. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola dan fitur pada citra secara otomatis, yang sangat berguna dalam klasifikasi tanaman berdasarkan citra [9]. Model dilatih menggunakan dataset yang dikumpulkan secara khusus dari Taman Kupu-Kupu Gita Persada, dan pengujian dilakukan dengan 200 epoch.

1. Data Collection

Tahapan awal penelitian ini dimulai dengan kegiatan pengumpulan sampel tanaman *Melicope latifolia* yang diproses menjadi dataset untuk melatih model. Tahap ini melibatkan pengumpulan citra bagian-bagian tanaman dari Taman Kupu-Kupu Gita Persada. Citra diambil menggunakan kamera smartphone dengan resolusi 12 MP dan pencahayaan yang cukup. Berikut ini merupakan sampel dataset untuk setiap bagian tanaman yang diteliti.



Gambar 2. Sampel dataset empat bagian tanaman *Melicope latifolia* yang diteliti.

(a) Batang; (b) Buah; (c) Daun; dan (d) Ranting.

2. Data Preparation

Dataset dipersiapkan melalui beberapa tahapan, yaitu pengunggahan dataset, pembersihan data, serta seleksi citra yang sesuai untuk klasifikasi. Dataset terdiri dari 400 citra yang secara acak dibagi menjadi tiga bagian yaitu 279 citra (70%) sebagai data latih, 40 citra (10%) sebagai data validasi, dan 81 citra (20%) sebagai data uji. Dataset ini diklasifikasikan menjadi empat kelas sesuai bagian tanaman yang diuji, dengan masing-masing kelas berisi 100 citra.

3. Model Training

Pada tahap ini, model CNN dilatih menggunakan data pelatihan. Proses pelatihan melibatkan beberapa lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur visual dari citra, diikuti oleh lapisan pooling yang berfungsi untuk mengurangi dimensi data [10]. Klasifikasi dilakukan pada lapisan fully connected (dense). Model ini juga dilengkapi dengan lapisan dropout dan fully connected untuk menghasilkan output klasifikasi dengan empat kelas menggunakan aktivasi softmax. Model CNN dibangun melalui proses pelatihan dengan optimisasi menggunakan algoritma Adam dan fungsi loss categorical crossentropy. Model dilatih selama 200 epoch dengan 32 batch untuk memaksimalkan efisiensi komputasi.

Pelatihan model dilakukan menggunakan layanan cloud Google Collab, dengan spesifikasi mesin yang memadai untuk menangani pelatihan model CNN. Spesifikasi yang digunakan disajikan dalam tabel 1 berikut.

Tabel 1. Spesifikasi mesin pelatihan

Spesifikasi Mesin Pelatihan	
Architecture	X86_64
CPU op-mode(s)	32-bit, 64-bit



Spesifikasi Mesin Pelatihan	
Address sizes	46 bits physical, 48 bits virtual
Byte Order	Little Endian
CPU(s)	2
On-line Cpu(s) list	0,1
Vendor ID	GenuineIntel
Model name	Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20Ghz
CPU family	6
Model	79
Thread(s) per core	2
Core(s) per socket	1

4. Model Evaluation

Evaluasi model dilakukan setelah pelatihan dengan menggunakan testing dataset. Evaluasi ini melibatkan beberapa metrik sebagai berikut.

- Accuracy, digunakan untuk mengukur seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan citra dengan benar.
- Precision, digunakan untuk menilai ketepatan prediksi model dalam membandingkan antara data yang digunakan dengan hasil prediksi.
- Recall, digunakan untuk menggambarkan kemampuan model dalam mendeteksi semua instance dari kelas yang relevan.
- F1-Score, digunakan untuk memberikan pembobotan yang seimbang antara nilai recall dan precision, sehingga menghasilkan rata-rata harmonis dari kedua matriks tersebut.
- Confusion Matrix, digunakan sebagai tabel yang membandingkan hasil aktual dan prediksi yang dihasilkan oleh model CNN, memberikan visualisasi kesalahan dan keberhasilan klasifikasi bagi setiap kelas. Confusion matrix divisualisasikan dalam bentuk heatmap untuk mempermudah interpretasi hasil prediksi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi citra tanaman *Melicope latifolia* dilakukan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Setelah melalui tahap pelatihan dan evaluasi model, hasil menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan bagian-bagian tanaman (batang, buah, daun, ranting) dengan akurasi yang cukup tinggi. Model diuji menggunakan dataset yang terdiri dari 400 citra, dengan distribusi 70% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, dan 20% untuk pengujian. Nilai akurasi yang didapatkan adalah 89,17% setelah pelatihan selama 200 epoch. Hasil evaluasi model, yang mencakup *precision*, *recall*, *F1-score*, serta *confusion matrix*, menunjukkan bahwa sebagian besar citra dapat dikenali dengan tepat.

Metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dianalisis untuk menilai kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan bagian tanaman. Hasil lengkapnya disajikan dalam classification report pada Tabel 2.

Tabel 2. *Classification report*

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
Batang	0.67	0.95	0.78	19
Buah	0.88	1.00	0.94	15
Daun	0.78	0.70	0.74	20
Ranting	1.00	0.70	0.83	27
<i>Accuracy</i>			0.81	81

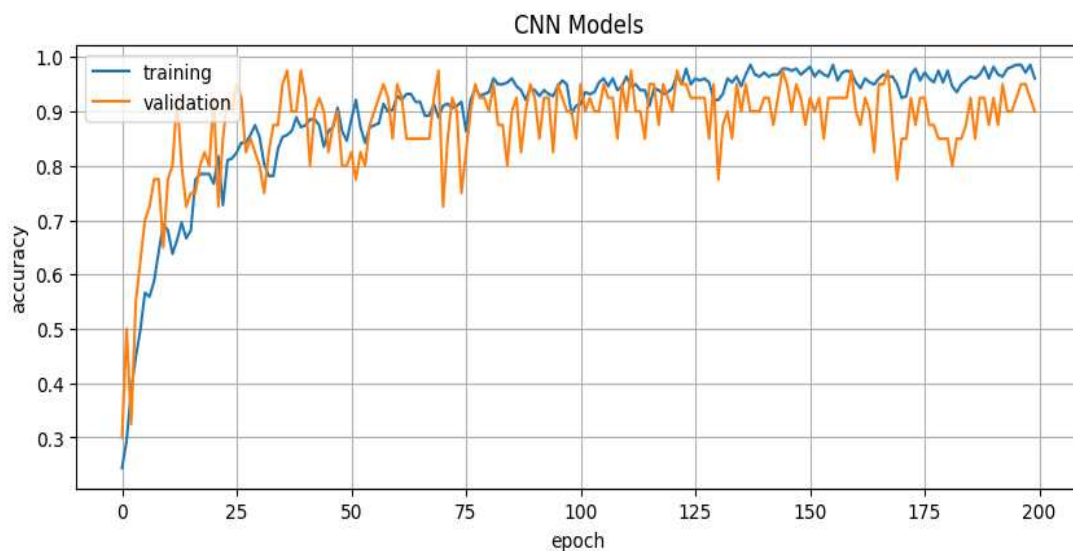


	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
<i>Macro avg</i>	0.83	0.84	0.82	81
<i>Weighted avg</i>	0.83	0.81	0.81	81

Hasil evaluasi pada tabel 2 menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 81% pada data pengujian. Kelas buah memiliki performa terbaik dengan *precision* 0.88 dan *recall* 1.00, yang menandakan bahwa model mampu mengidentifikasi buah dengan akurasi tinggi tanpa kesalahan. Sebaliknya, kelas ranting meskipun memiliki *precision* 1.00, hanya memiliki *recall* sebesar 0.70, yang menunjukkan bahwa model cenderung salah mengklasifikasikan ranting sebagai batang atau daun. Kesalahan klasifikasi bisa disebabkan oleh fitur visual dari batang dan daun yang mungkin tidak cukup berbeda sehingga sulit bagi model untuk mengidentifikasinya dengan baik.

CNN memproses citra berdasarkan nilai intensitas pixel untuk mengekstraksi fitur dari setiap bagian tanaman. Namun, perbedaan intensitas dan tekstur dari bagian-bagian tanaman tertentu seperti batang dan ranting berpotensi menyebabkan kesalahan prediksi. Untuk mengatasi hal ini, diperlukan augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra, sehingga model dapat lebih baik mengenali variasi intensitas dan pola tekstur.

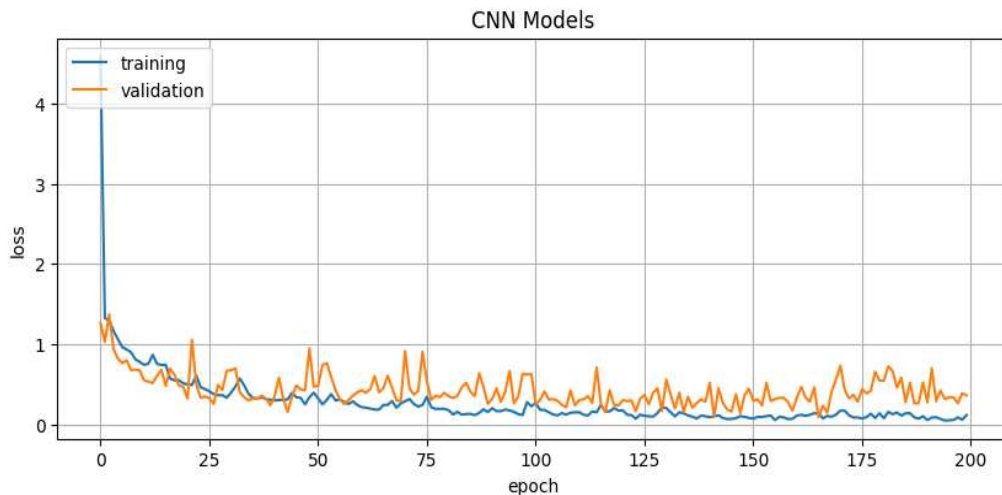
Hasil pelatihan dan pengujian pada penelitian ini ditampilkan dalam grafik akurasi (accuracy) dan kesalahan (loss). Hasil menunjukkan bahwa model mencapai akurasi yang stabil setelah sekitar 50 epoch, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik akurasi model CNN

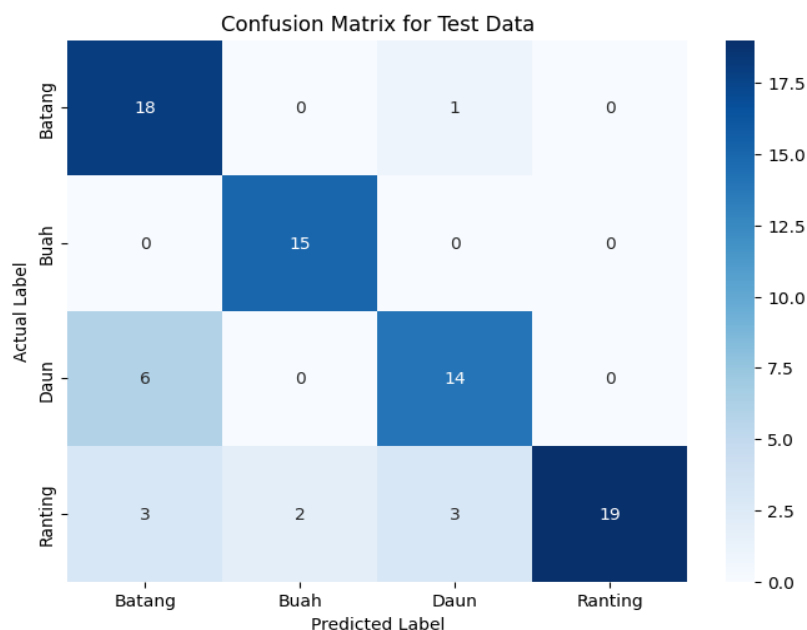
Akurasi pelatihan dan validasi memiliki pola yang serupa, meskipun akurasi validasi menunjukkan beberapa fluktuasi. Fluktuasi ini diindikasikan oleh distorsi dalam dataset validasi yang mungkin terjadi karena variasi citra, seperti pencahayaan, sudut pandang, atau kualitas citra yang berbeda dalam set validasi. Distorsi ini menyebabkan ketidakpastian sementara dalam performa model, yang kembali stabil setelah sekitar 100 epoch, di mana akurasi validasi mencapai nilai maksimum 90%.

Selanjutnya Grafik loss pada Gambar 4 memperlihatkan tren yang jelas. Pada awal pelatihan, loss model berada pada angka yang sangat tinggi, mencapai nilai 4.0. Angka ini di luar rentang loss biasa (0-1) dan disebabkan oleh model yang belum optimal pada epoch pertama. Seiring pelatihan berlanjut, loss berkurang drastis dan mendekati nilai minimal di bawah 0.5 pada akhir epoch. Fluktuasi yang terjadi pada loss validasi menunjukkan bahwa model masih kesulitan dalam membedakan pola visual antara set pelatihan dan validasi. Meski demikian, tren keseluruhan menunjukkan peningkatan performa yang konsisten.



Gambar 4. Grafik kesalahan model CNN

Setelah mengevaluasi performa model, tahap selanjutnya adalah menganalisis hasil klasifikasi model secara lebih mendetail menggunakan confusion matrix. Confusion matrix pada Gambar 5 memperlihatkan distribusi kesalahan klasifikasi model pada setiap kelas, yang menggambarkan area di mana model perlu dioptimalkan lebih lanjut. Kelas "batang" dan "ranting" mengalami beberapa kesalahan prediksi. Dari 19 citra batang, 6 citra salah diklasifikasikan sebagai daun, sementara 3 citra ranting salah diklasifikasikan sebagai batang. Hal ini mengindikasikan bahwa fitur visual batang dan ranting dalam dataset memiliki kesamaan yang cukup besar, sehingga menyulitkan model dalam membedakannya.



Gambar 5. Confusion matrix model CNN

Kelas "buah" menunjukkan hasil terbaik, dengan semua citra diklasifikasikan secara benar tanpa adanya kesalahan. Di sisi lain, kelas "daun" memiliki beberapa kesalahan prediksi, di mana 6 citra daun salah diklasifikasikan sebagai batang. Kesalahan ini dapat terjadi karena fitur visual antara daun dan batang tidak cukup berbeda untuk dikenali oleh model. Oleh karena itu, diperlukan

augmentasi data atau penambahan variasi citra untuk memperbaiki akurasi model dalam mengenali kelas dengan performa rendah.

KESIMPULAN

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan untuk klasifikasi bagian-bagian tanaman *Melicope latifolia* telah berhasil menunjukkan performa yang cukup baik, dengan akurasi mencapai 89,17% setelah pelatihan selama 200 epoch dan menggunakan total 400 citra dalam dataset. Evaluasi hasil menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* mengindikasikan kemampuan model dalam mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan baik, terutama pada kelas "buah," yang menunjukkan performa paling optimal di antara kelas lainnya.

Secara keseluruhan, model CNN yang dikembangkan menunjukkan hasil yang memuaskan dalam mengklasifikasikan citra tanaman *Melicope latifolia*. Meskipun demikian, kesalahan klasifikasi yang terjadi pada beberapa kelas, terutama batang dan ranting, menunjukkan perlunya optimalisasi lebih lanjut. Hal ini disebabkan oleh ketidakmampuan citra dalam membedakan antara bagian batang dan ranting, yang dipengaruhi oleh variasi ukuran akibat sudut dan jarak yang tidak konsisten saat pengambilan citra, sehingga membatasi kemampuan model dalam mengenali perbedaan visual yang halus antara kedua bagian tersebut. Peningkatan performa dapat dicapai melalui augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra, penambahan variasi dalam pengambilan gambar, serta eksplorasi model dengan arsitektur yang lebih kompleks untuk mengenali pola visual yang lebih halus di antara kelas-kelas yang memiliki kemiripan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Fitriyah, R. D. Saputri, T. S. Tjahjandarie, and M. Tanjung, "Aktivitas Antikanker Senyawa Kumarin Terisoprenilasi Dari Buah *Melicope latifolia* (DC.) T.G. Hartley," *J. Sains Dan Terap. Kim.*, vol. 15, no. 1, p. 1, Jan. 2021, doi: 10.20527/jstk.v15i1.8617.
- [2] "Santenan – *Melicope latifolia* (DC.) T.G.Hartley | Taman Husada Graha Famili." Accessed: Oct. 29, 2024. [Online]. Available: <https://www.tamanhusadagrahafamili.com/4304>
- [3] A. Widyawaruyanti *et al.*, "Alkaloid and benzopyran compounds of *Melicope latifolia* fruit exhibit anti-hepatitis C virus activities," *BMC Complement. Med. Ther.*, vol. 21, no. 1, p. 27, Dec. 2021, doi: 10.1186/s12906-021-03202-8.
- [4] S. A. Wagle, R. Harikrishnan, S. H. M. Ali, and M. Faseehuddin, "Classification of Plant Leaves Using New Compact Convolutional Neural Network Models," *Plants*, vol. 11, no. 1, p. 24, Dec. 2021, doi: 10.3390/plants11010024.
- [5] A. M. Tama and R. C. N. Santi, "Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 764–770, Sep. 2023, doi: 10.31539/intecom.v6i2.7002.
- [6] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, and J. Zhou, "A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 33, no. 12, pp. 6999–7019, Dec. 2022, doi: 10.1109/TNNLS.2021.3084827.
- [7] T. Muhamad Hafiez, D. Iskandar, A. Wiranata S.K, and R. Fitri Boangmanalu, "Optimasi Klasifikasi Gambar Varietas Jenis Tomat dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 175–186, Apr. 2022, doi: 10.30591/smartcomp.v11i2.3524.
- [8] R. Setya Nugraha and A. Hermawan, "Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Buah Apel Hijau," *J. Mnemon.*, vol. 6, no. 2, pp. 149–156, Oct. 2023, doi: 10.36040/mnemonic.v6i2.6730.



- [9] P. A. Nugroho, I. Fenriana, R. Arijanto, and M. Kom, “IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA,” vol. 2, no. 1, 2020.
- [10] A. Mahmood *et al.*, “Deep Learning for Coral Classification,” in *Handbook of Neural Computation*, Elsevier, 2017, pp. 383–401. doi: 10.1016/B978-0-12-811318-9.00021-1.

