

Klasifikasi Spesies Mangrove Berbasis Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Transfer Learning VGG16

Muh. Ikhlasul Amal Nindra^{1*}, Muh. Alif Faturahman², Laode Fariz Zihni A. Fajri³

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muslim Indonesia, Kota Makassar

*Email Korespondensi: 13020230046@student.umi.ac.id

Riwayat Artikel: Diterima: 20/08/2025; Direvisi: 15/09/2025; Disetujui: 25/10/2025

ABSTRAK

Klasifikasi spesies mangrove merupakan tahapan penting dalam mendukung pengelolaan ekosistem pesisir, namun proses identifikasi manual masih menghadapi keterbatasan akurasi, waktu, dan ketergantungan pada keahlian pengamat. Penelitian ini mengusulkan model klasifikasi citra mangrove menggunakan pendekatan *transfer learning* berbasis arsitektur Convolutional Neural Network VGG16 untuk mengidentifikasi tiga spesies, yaitu *Avicennia alba*, *Rhizophora apiculata*, dan *Sonneratia alba*. Dataset dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 80:10:10 serta dilakukan augmentasi intensif guna meningkatkan keragaman data dan kemampuan generalisasi model. Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam, fungsi kerugian *categorical cross-entropy*, serta mekanisme *Early Stopping* dan *Reduce Learning Rate on Plateau*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi 90% dengan performa terbaik pada kelas *Rhizophora apiculata* dan *Sonneratia alba*, sedangkan kesalahan utama terjadi pada kelas *Avicennia alba*. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan *transfer learning* berbasis VGG16 efektif untuk klasifikasi spesies mangrove meskipun dengan jumlah data yang terbatas dan berpotensi dikembangkan lebih lanjut untuk aplikasi monitoring ekosistem secara otomatis.

Kata Kunci: augmented data; cnn; klasifikasi mangrove; transfer learning; vgg16

1. PENDAHULUAN

Mangrove merupakan ekosistem pesisir yang memiliki peran penting dalam menjaga keseimbangan lingkungan, seperti perlindungan garis pantai dari abrasi, penyimpanan karbon, serta sebagai habitat berbagai organisme laut [1], [2]. Di Indonesia, mangrove memiliki keanekaragaman spesies yang tinggi, namun upaya pemantauan dan identifikasi spesies mangrove di lapangan masih menghadapi berbagai kendala, antara lain keterbatasan waktu, biaya, serta ketergantungan pada keahlian subjektif pengamat [7], [8].

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan membuka peluang baru dalam otomatisasi identifikasi spesies tanaman berbasis citra. Pendekatan berbasis *machine learning* dan *deep learning* telah banyak digunakan dalam klasifikasi vegetasi, termasuk mangrove, karena mampu mengekstraksi informasi visual secara lebih efektif dibandingkan metode konvensional [2], [3].

Meskipun berbagai pendekatan berbasis *machine learning* telah digunakan dalam klasifikasi spesies mangrove, sebagian besar penelitian sebelumnya masih bergantung pada ekstraksi fitur manual atau algoritma klasifikasi konvensional seperti *k*-Nearest Neighbor (KNN) dan Random Forest [6]. Pendekatan tersebut memiliki keterbatasan dalam menangkap kompleksitas fitur visual citra mangrove yang memiliki kemiripan morfologi antar spesies, terutama pada bagian daun dan struktur tajuk.

Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi citra karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual secara otomatis dan hierarkis tanpa memerlukan perancangan fitur secara manual. Namun, pelatihan CNN dari awal membutuhkan jumlah data yang besar dan sumber daya komputasi yang tinggi. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pendekatan *transfer learning* menjadi solusi yang banyak digunakan. *Transfer learning* memanfaatkan model CNN yang telah dilatih pada *dataset* berskala besar seperti ImageNet, sehingga model dapat mengadaptasi pengetahuan visual umum ke domain spesifik dengan jumlah data yang relatif terbatas [4].

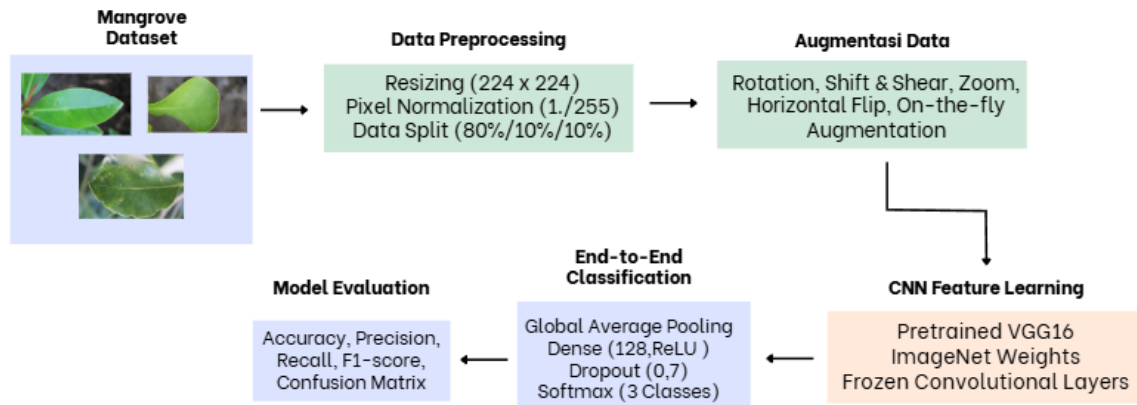
Oleh karena itu, diperlukan pendekatan klasifikasi berbasis *deep learning* yang mampu melakukan pembelajaran fitur secara otomatis dan *end-to-end* langsung dari citra masukan. Penggunaan Convolutional Neural Network dengan *transfer learning* memungkinkan pemanfaatan pengetahuan visual dari *dataset*

berskala besar untuk meningkatkan performa klasifikasi pada kondisi keterbatasan data, sehingga berpotensi menghasilkan sistem identifikasi mangrove yang lebih akurat dan efisien.

Penelitian ini berfokus pada klasifikasi tiga spesies mangrove, yaitu *Avicennia alba*, *Rhizophora apiculata*, dan *Sonneratia alba*, menggunakan pendekatan *end-to-end* CNN berbasis *transfer learning* dengan arsitektur VGG16 pada citra resolusi tinggi hasil akuisisi kamera/drone. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi spesies mangrove secara otomatis dan efisien.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis eksperimen dengan metode klasifikasi citra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Alur metodologi penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1, yang mencakup tahapan pengumpulan dataset, pra-pemrosesan dan augmentasi data, perancangan arsitektur model, proses pelatihan, serta evaluasi kinerja model.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

2.1. Dataset dan Pembagian Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari citra tiga spesies mangrove, yaitu *Avicennia alba*, *Rhizophora apiculata*, dan *Sonneratia alba*. Setiap kelas terdiri dari 100 citra asli, sehingga total *dataset* awal berjumlah 300 citra. Seluruh citra diperoleh melalui akuisisi menggunakan kamera dan/atau drone pada lingkungan mangrove [5], [7].

Dataset berjumlah 300 tiap kelasnya dengan hasil augmentasi menjadi 1200 tiap kelasnya. *Dataset* kemudian dibagi menggunakan rasio 80% untuk data latih, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data uji. Strategi pembagian data ini umum digunakan dalam penelitian klasifikasi citra untuk menjaga keseimbangan antara proses pelatihan dan evaluasi model [3].

Untuk meningkatkan keragaman data latih dan mengurangi risiko overfitting, dilakukan augmentasi data secara intensif pada data latih. Teknik augmentasi telah terbukti efektif dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model CNN, khususnya pada kondisi keterbatasan data [4]. Proses augmentasi dilakukan secara *on-the-fly* selama pelatihan model sehingga variasi citra yang dihasilkan bersifat dinamis dan tidak disimpan secara permanen.

2.2. Pra-Pemrosesan Data

Seluruh citra mangrove diproses melalui tahap pra-pemrosesan sebelum digunakan dalam pelatihan model. Setiap citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran input arsitektur VGG16. Selain itu, dilakukan normalisasi nilai piksel dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255 sehingga berada pada rentang [0,1]. Tahapan ini bertujuan untuk mempercepat konvergensi model dan menjaga kestabilan proses pelatihan.

2.3. Arsitektur Model

Arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini menerapkan pendekatan *end-to-end* Convolutional Neural Network (CNN) berbasis *Transfer Learning* dengan memanfaatkan arsitektur VGG16 yang telah dipelajari pada *dataset* ImageNet. Pendekatan ini dipilih karena CNN memiliki kemampuan unggul dalam mengekstraksi fitur visual secara hierarkis langsung dari citra mentah tanpa memerlukan perancangan fitur secara manual, sehingga sangat sesuai untuk tugas klasifikasi citra spesies tanaman [7].

Model VGG16 digunakan sebagai *base model* atau *feature extractor* utama. Seluruh bobot pada VGG16 dibekukan (*frozen*) untuk mempertahankan representasi fitur visual umum yang telah dipelajari dari *dataset*

berskala besar. Dengan demikian, proses pelatihan difokuskan pada lapisan klasifikator tambahan yang dirancang khusus untuk mengenali tiga spesies mangrove target. Secara umum, arsitektur model dalam penelitian ini terdiri dari dua tahapan utama, yaitu *CNN Feature Learning* dan *end-to-end classification*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.

a. *CNN Feature Learning*

Tahap *CNN Feature Learning* bertujuan untuk mengekstraksi fitur visual tingkat tinggi dari citra mangrove, seperti tekstur daun, pola percabangan, dan karakteristik morfologi khas setiap spesies. Pada tahap ini, citra masukan diproses menggunakan arsitektur VGG16 yang telah dilatih sebelumnya pada *dataset* ImageNet dan digunakan sebagai *feature extractor* utama.

Seluruh lapisan konvolusi pada VGG16 dipertahankan (*frozen*) untuk menjaga representasi fitur visual dasar yang telah dipelajari, seperti tepi, bentuk, dan tekstur. Pendekatan *transfer learning* ini memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan visual umum sehingga tetap efektif meskipun jumlah data pelatihan relatif terbatas [8], [10].

b. *End-to-end Classification*

Fitur hasil ekstraksi dari tahap *CNN Feature Learning* selanjutnya diproses dalam skema *end-to-end classification*. Pada tahap ini, *Global Average Pooling* (GAP) digunakan untuk mereduksi dimensi fitur dan mengurangi kompleksitas model. Fitur tersebut kemudian diteruskan ke lapisan *fully connected* dengan fungsi aktivasi ReLU, diikuti oleh penerapan *dropout* sebagai mekanisme regularisasi. Lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi pada tiga kelas spesies mangrove, yaitu *Avicennia alba*, *Rhizophora apiculata*, dan *Sonneratia alba*.

Pendekatan *end-to-end* memungkinkan proses pembelajaran dioptimalkan secara terpadu dari citra masukan hingga prediksi akhir, yang terbukti efektif pada tugas klasifikasi spesies tanaman berbasis citra [8], [10]. Dibandingkan pendekatan hibrida yang lebih kompleks dalam pemetaan mangrove berbasis citra satelit [9], model ini lebih sesuai untuk klasifikasi berbasis citra kamera atau *drone*.

2.4. Proses Pemilihan Data

Model dilatih menggunakan *optimizer* Adam dengan laju pembelajaran sebesar 0.0001 dan fungsi kerugian *categorical cross-entropy*. Proses pelatihan dilakukan hingga maksimum 50 epoch dengan penerapan *Early Stopping* dan *Reduce Learning Rate on Plateau* sebagai mekanisme pengendalian proses pelatihan. Namun, *early stopping* tidak terpicu karena nilai *validation loss* terus mengalami penurunan hingga akhir pelatihan, yang menunjukkan proses pembelajaran berjalan secara stabil.

2.5. Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan data uji yang tidak pernah digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix untuk menganalisis kesalahan klasifikasi pada setiap kelas. Berikut adalah rumus-rumus yang digunakan:

Akurasi (*accuracy*) menunjukkan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan total seluruh sampel data, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan 1.

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

Presisi (*precision*) digunakan untuk menilai ketepatan prediksi positif yang dihasilkan model sehingga dapat meminimalkan kesalahan positif palsu, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan 2.

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

Recall mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi kembali data positif yang benar-benar terdapat dalam dataset, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan 3.

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

F1-score merupakan metrik evaluasi yang mengombinasikan *precision* dan *recall* untuk menilai keseimbangan kinerja model dalam proses klasifikasi. Nilai ini mencerminkan kemampuan model dalam

mendeteksi data positif sekaligus meminimalkan kesalahan prediksi, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$F1\ score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{4}$$

Di mana:

True Positive (TP): Jumlah data *positif* yang diprediksi benar sebagai *positif*.

True Negative (TN): Jumlah data *negatif* yang diprediksi benar sebagai *negatif*.

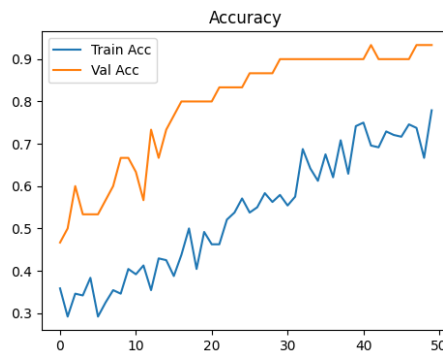
False Positive (FP): Jumlah data *negatif* yang diprediksi salah sebagai *positif*.

False Negative (FN): Jumlah data *positif* yang diprediksi salah sebagai *negatif*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pelatihan Model

Hasil pelatihan model CNN berbasis *Transfer Learning* VGG16 dianalisis menggunakan kurva akurasi dan loss pada data latih serta data validasi. Visualisasi perkembangan performa model selama proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 2, yang merepresentasikan hubungan antara jumlah *epoch* terhadap nilai akurasi dan loss.

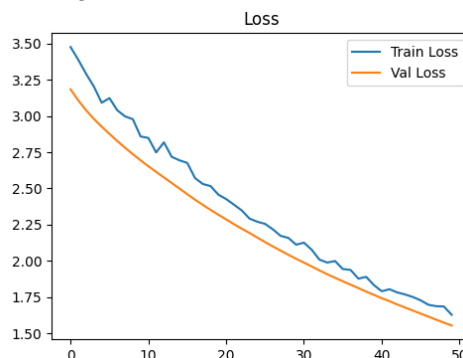


Gambar 2. Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi Selama Proses Pelatihan Model.

Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa akurasi data latih mengalami peningkatan secara bertahap seiring bertambahnya *epoch*, sementara nilai *loss* menunjukkan tren penurunan yang konsisten. Pola serupa juga ditunjukkan oleh data validasi, di mana akurasi validasi meningkat secara stabil hingga mencapai nilai yang relatif tinggi pada akhir pelatihan. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari representasi fitur yang relevan tanpa mengalami fluktuasi performa yang signifikan.

Meskipun nilai akurasi data latih berada sedikit di bawah akurasi validasi pada beberapa *epoch* awal, kondisi tersebut tidak menunjukkan indikasi *overfitting*. Hal ini disebabkan oleh penerapan augmentasi data secara intensif pada data latih, yang membuat variasi data menjadi lebih kompleks dibandingkan data validasi. Selain itu, penggunaan teknik regularisasi berupa *dropout* berkontribusi dalam menjaga stabilitas proses pelatihan dan meningkatkan kemampuan generalisasi model [8], [10].

Evaluasi kuantitatif lebih lanjut dilakukan menggunakan data uji yang sepenuhnya terpisah dari data latih dan validasi. Hasil evaluasi tersebut disajikan dalam bentuk *confusion matrix* serta metrik klasifikasi, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.

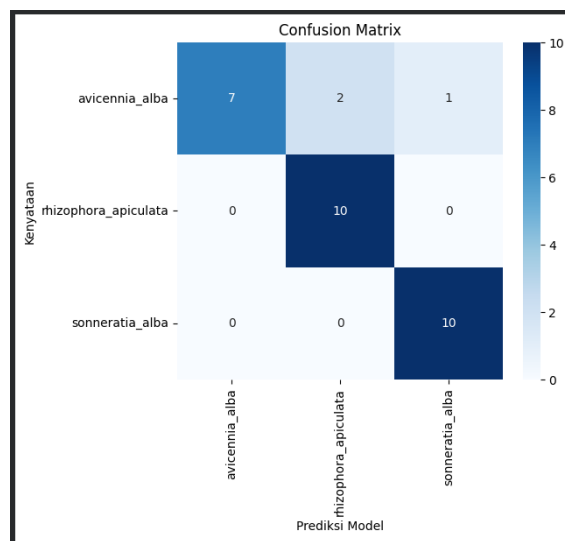


Gambar 3. Grafik nilai *loss* pada data pelatihan dan validasi.

Confusion matrix pada Gambar 3 menunjukkan bahwa sebagian besar citra mangrove berhasil diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas yang sesuai. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi pada masing-masing kelas mengindikasikan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang baik dan seimbang untuk ketiga spesies mangrove. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan *end-to-end* CNN berbasis *Transfer Learning* VGG16 mampu melakukan pemisahan kelas secara efektif meskipun jumlah data asli relatif terbatas.

3.2. Evaluasi Pada Data Uji

Evaluasi pada data uji dilakukan menggunakan 30 citra mangrove, dengan masing-masing kelas terdiri dari 10 citra. Model berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 90%. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kelas *Rhizophora apiculata* dan *Sonneratia alba* memiliki nilai *recall* sebesar 1.00, yang berarti seluruh citra pada kedua kelas tersebut berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sementara itu, kelas *Avicennia alba* memiliki nilai *recall* sebesar 0.70, yang menunjukkan adanya beberapa kesalahan klasifikasi.



Gambar 4. Confusion matrix hasil pengujian model pada data uji.

Berdasarkan *confusion matrix*, kesalahan klasifikasi terutama terjadi pada kelas *Avicennia alba*. Hal ini diduga disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual daun dan struktur tajuk antara *Avicennia alba* dengan spesies mangrove lainnya.

3.3. Pembahasan

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network berbasis *transfer learning* VGG16 mampu melakukan klasifikasi spesies mangrove dengan tingkat akurasi yang tinggi pada data validasi dan pengujian. Peningkatan performa model secara bertahap selama proses pelatihan (Gambar 2) mengindikasikan bahwa fitur visual yang diekstraksi oleh lapisan konvolusional VGG16 bersifat representatif terhadap karakteristik morfologi mangrove, seperti tekstur daun, struktur tajuk, dan pola percabangan, sebagaimana juga dilaporkan pada penelitian sebelumnya dalam konteks klasifikasi vegetasi berbasis citra [8], [10].

Nilai akurasi pada data validasi cenderung lebih tinggi dibandingkan data pelatihan pada beberapa *epoch* awal hingga menengah. Fenomena ini dapat dijelaskan oleh penerapan augmentasi data yang agresif pada data pelatihan, seperti rotasi, *flipping*, *zoom*, dan perubahan pencahayaan. Augmentasi tersebut meningkatkan variasi visual pada data latih sehingga proses pembelajaran menjadi lebih menantang, sementara data validasi tetap merepresentasikan distribusi data yang lebih bersih. Kondisi ini umum terjadi pada pendekatan *deep learning* modern dan justru mengindikasikan kemampuan generalisasi model yang baik, bukan *overfitting* [10].

Selain itu, penggunaan *dropout* dengan rasio tinggi pada lapisan *fully connected* berperan penting dalam menekan ketergantungan model terhadap fitur tertentu. *Dropout* memaksa jaringan untuk mempelajari representasi fitur yang lebih *robust* dan tidak spesifik terhadap sampel pelatihan tertentu. Hal ini terlihat dari kurva *loss* validasi yang menurun secara stabil tanpa fluktuasi ekstrem, yang menandakan bahwa model tidak mengalami degradasi performa saat dihadapkan pada data yang tidak dilihat sebelumnya.

Evaluasi lebih lanjut menggunakan *confusion matrix* dan metrik klasifikasi (Gambar 3) menunjukkan bahwa sebagian besar sampel dari masing-masing kelas dapat diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan

klasifikasi yang masih terjadi diduga disebabkan oleh kemiripan visual antar spesies mangrove tertentu, khususnya pada kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar yang serupa. Tantangan ini juga dilaporkan pada studi pemetaan mangrove dan klasifikasi spesies tanaman berbasis citra resolusi tinggi, di mana variasi intra-kelas dan kemiripan antar-kelas menjadi faktor pembatas utama [8].

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menegaskan bahwa pendekatan *end-to-end classification* berbasis CNN dengan *transfer learning* VGG16 efektif untuk klasifikasi spesies mangrove berbasis citra. Dengan membekukan bobot pada lapisan konvolusional dan hanya melatih lapisan klasifikasi, model mampu memanfaatkan pengetahuan visual umum dari *dataset* ImageNet untuk domain mangrove yang bersifat spesifik. Pendekatan ini tidak hanya efisien secara komputasi, tetapi juga relevan untuk diterapkan pada skenario penelitian dengan jumlah data terbatas, sebagaimana kondisi umum pada studi ekologi dan lingkungan [10].

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi spesies mangrove berbasis citra menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur VGG16. Model yang diusulkan mampu mengklasifikasikan tiga spesies mangrove, yaitu *Avicennia alba*, *Rhizophora apiculata*, dan *Sonneratia alba*, dengan tingkat akurasi pengujian sebesar 90%, meskipun jumlah dataset yang digunakan relatif terbatas.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa penerapan augmentasi data secara intensif pada data latih berperan penting dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model. Hal ini ditunjukkan oleh stabilitas nilai *loss* selama proses pelatihan serta perbedaan antara akurasi pelatihan dan validasi, yang mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting*. Penggunaan bobot pra-latih ImageNet dan pembekuan seluruh lapisan pada *base model* VGG16 terbukti efektif dalam mengekstraksi fitur visual yang relevan tanpa memerlukan pelatihan jaringan dari awal.

Evaluasi pada data uji menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik pada kelas *Rhizophora apiculata* dan *Sonneratia alba*. Sementara itu, performa pada kelas *Avicennia alba* masih menunjukkan beberapa kesalahan klasifikasi, yang diduga disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual antar spesies mangrove. Temuan ini menunjukkan bahwa kompleksitas visual antar kelas menjadi faktor penting dalam proses klasifikasi berbasis citra.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan *end-to-end convolutional neural network* berbasis VGG16 memiliki potensi yang baik untuk diterapkan sebagai sistem klasifikasi otomatis spesies mangrove. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menambah jumlah dataset, melakukan *fine-tuning* pada beberapa lapisan akhir VGG16, atau mengombinasikan fitur visual dengan informasi kontekstual lainnya guna meningkatkan akurasi dan ketahanan model dalam kondisi data yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Solikhah, L. O. A. Minsaris, dan I. Ariawan, "Pemetaan Distribusi Luasan Mangrove Menggunakan Metode Maximum Likelihood," *Jurnal Penelitian Pendidikan Geografi*, vol. 9, no. 1, pp. 24–26, 2024.
- [2] D. Roman, M. S. Wijaya, dan I. S. Astuti, "Monitoring Deforestasi Mangrove di Kabupaten Belitung Timur Berbasis Citra Penginderaan Jauh Sentinel-2 dan Klasifikasi Random Forest," *Ulin – Jurnal Hutan Tropis*, vol. 9, no. 1, pp. 222–232, 2025.
- [3] J. C. G. Sogen, A. N. Weking, dan B. Deta, "Klasifikasi Jenis Mangrove Berdasarkan Bentuk Daun Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)*, vol. 4, no. 3, pp. 1375–1380, 2025.
- [4] L. Ye dan Q. Weng, "A Hybrid Neural Network for Mangrove Mapping Considering Tide States Using Sentinel-2 Imagery," *Remote Sensing of Environment*, vol. 329, p. 114917, Nov. 2025.
- [5] D. V. Liubana, A. R. R. M. Sabu, A. G. Da Costa, dan A. Pereira, "Identifikasi Jenis-Jenis Mangrove di Kawasan Ekowisata Mangrove di Desa Dualaus Kecamatan Kakuluk Mesak Kabupaten Belu," *Jurnal Aquatik*, vol. 5, no. 2, pp. 165–170, 2022.
- [6] S. Hijrah Wardani, T. Rismawan, dan S. Bahri, "Aplikasi Klasifikasi Jenis Tumbuhan Mangrove Berdasarkan Karakteristik Morfologi Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Berbasis Web," *Jurnal Coding: Sistem Komputer Untan*, vol. 4, no. 3, pp. 9–21, 2016.
- [7] S. Shinta, M. L. Syamsudin, dan Y. Andriani, "Identifikasi Jenis Mangrove pada Kawasan Ekosistem Mangrove di Kabupaten Pangandaran," *Jurnal Aquatek*, vol. 3, no. 1, pp. 9–18, 2022.
- [8] N. I. R. Umadji, H. Dunggio, D. Maulana, dan D. Abdullah, "Identifikasi Jenis Mangrove pada Ekosistem Mangrove Desa Maleo, Kecamatan Paguat, Kabupaten Pohuwato," *Journal of Environmental Engineering Research*, vol. 1, no. 1, pp. 5–9, 2023.
- [9] H. Pham, T. Ngo, T. Nguyen, and D. Nguyen, "A hybrid neural network for mangrove mapping considering tide states," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 19, pp. 1–20, 2020.

- [10] M. Grinblat, L. Uzal, M. Larese, and P. Granitto, "Deep learning for plant species classification using leaf vein morphometric," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 127, pp. 418–424, 2016.