

IDENTIFIKASI JENIS-JENIS KAYU MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN ARSITEKTUR *RESNET-50*

Shandy Destiawan, Rino

Teknik Informatika, Universitas Buddhi Dharma
Jalan Imam Bonjol, Karawaci, Kota Tangerang, Indonesia
shandy.destiawan17@gmail.com

ABSTRAK

Indonesia memiliki lebih dari 4.000 jenis kayu dengan karakteristik serat yang saling menyerupai, sehingga proses identifikasi jenis kayu secara *manual* sering menimbulkan kesalahan dan membutuhkan tenaga ahli. Permasalahan tersebut menjadi kendala dalam industri konstruksi, furnitur, dan pengolahan kayu yang membutuhkan ketepatan dalam menentukan jenis kayu. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi jenis-jenis kayu secara otomatis berbasis citra visual serat kayu. Metode yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *ResNet-50* dan *optimizer Adam*. Dataset yang digunakan terdiri dari lima jenis kayu, yaitu kayu jati, meranti, merbau, karet, dan sungkai, dengan total 390 citra yang dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Proses pelatihan model dilakukan dengan teknik augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *ResNet-50* mampu mengidentifikasi jenis kayu dengan akurasi sebesar 96,45%, nilai presisi 0,967, recall 0,964, dan *F1-score* 0,963. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memiliki kinerja yang baik dan dapat digunakan sebagai solusi pendukung dalam proses identifikasi jenis kayu secara otomatis.

Kata kunci: Kayu, *CNN*, *ResNet-50*, Identifikasi, *Deep Learning*

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara penghasil kayu terbesar dengan keanekaragaman jenis pohon yang sangat tinggi, diperkirakan mencapai lebih dari 4.000 jenis.[1] Kayu memiliki peran penting dalam berbagai sektor, seperti industri konstruksi, furnitur, dan manufaktur. Proses identifikasi jenis kayu umumnya masih dilakukan secara konvensional dengan mengandalkan tenaga ahli dan pengamatan visual terhadap ciri-ciri kayu, seperti warna, tekstur, dan arah serat. Namun, metode ini bersifat subjektif dan rentan terhadap kesalahan, terutama karena banyak jenis kayu memiliki karakteristik visual yang hampir serupa.

Proses identifikasi jenis kayu secara konvensional membutuhkan waktu, keahlian khusus, dan memiliki tingkat subjektivitas yang tinggi. Selain itu, keterbatasan tenaga ahli di lapangan serta meningkatnya kebutuhan industri akan identifikasi kayu yang cepat dan akurat menjadi permasalahan tersendiri. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang mampu mengidentifikasi jenis kayu secara otomatis dan konsisten berdasarkan karakteristik visual serat kayu.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi jenis-jenis kayu menggunakan citra visual serat kayu dengan memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dan arsitektur *ResNet-50*. Sistem yang dikembangkan diharapkan mampu mengenali dan mengklasifikasikan jenis kayu secara akurat sebagai alternatif dari metode identifikasi *manual*. Arsitektur *ResNet-50*, salah satu pengembangan *CNN* yang memiliki keunggulan dalam mempelajari fitur yang kompleks melalui mekanisme *residual connection*.[2] Arsitektur ini

mampu mengatasi permasalahan degradasi kinerja pada jaringan yang sangat dalam, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih stabil dan akurat.

Rencana penyelesaian masalah dalam penelitian ini dilakukan dengan mengumpulkan dataset citra serat kayu yang terdiri dari lima jenis kayu, yaitu kayu jati, meranti, merbau, karet, dan sungkai. Dataset tersebut diproses menggunakan teknik pra-proses dan augmentasi data untuk meningkatkan kualitas dan variasi data. Selanjutnya, model *CNN* dengan arsitektur *ResNet-50* dilatih menggunakan *optimizer Adam*. Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk memperoleh nilai akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil dari penelitian ini diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis web sebagai sistem pendukung identifikasi jenis kayu secara otomatis.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam melakukan penelitian ini, penulis terlebih dahulu melakukan tinjauan studi dengan mempelajari berbagai referensi terkait. Tinjauan studi yang penulis lakukan berupa jurnal ilmiah, buku, maupun sumber daring. Kegiatan tinjauan studi ini bertujuan untuk memahami konsep-konsep dasar penelitian yang sesuai dengan *CNN* dan *deep learning*. Hal ini juga bertujuan mengetahui berapa akurasi model yang digunakan sebelumnya.

Penelitian yang dilakukan oleh Novelita Dwi Miranda, Ledy Novamizanti, Syamsul Riza berjudul "Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan *ResNet-50*" [3] menunjukkan bahwa klasifikasi sidik jari dengan citra visual menggunakan *CNN* dan *ResNet-50* dapat dilakukan.

Dan model ini mampu melakukan identifikasi pola sidik jari dengan akurasi validasi 95,05%.

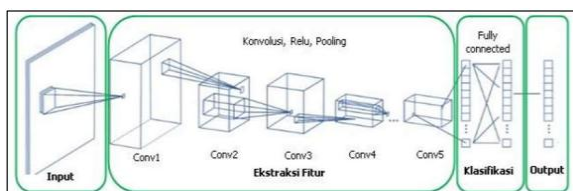
Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Ego Oktafanda yang berjudul “Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)”.[4] Penelitian ini menggunakan model *ResNet-50* dan *optimizer Adam*. Dan hasil dalam penelitian ini membuktikan bahwa metode CNN dengan Model *ResNet-50* sangat efektif dalam melakukan identifikasi bibit-bibit berkualitas tinggi.

Lalu penelitian lain berjudul “Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN Dan Arsitektur *ResNet-50*” yang dilakukan oleh Joseph Alberto, Dedy Hermanto.[5] Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi jenis-jenis burung yang ada di Indonesia dengan menggunakan citra visual. Dari penelitian ini metode CNN dengan arsitektur *ResNet-50* terbukti efektif untuk klasifikasi jenis burung di Indonesia dengan akurasi yang tinggi. Bahwa model arsitektur *ResNet-50* dapat diterapkan sebagai metode klasifikasi jenis burung di Indonesia menggunakan *optimizer ADAM* dan SGD menghasilkan akurasi 97% hingga 98%.

Dari referensi tersebut, penulis mencoba melakukan penelitian untuk mengidentifikasi jenis-jenis kayu dengan citra visual menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dan model *ResNet-50* serta *optimizer Adam*. Penelitian ini menggunakan dataset dengan 5 jenis kayu yang umum digunakan di Indonesia, yaitu kayu jati, kayu meranti, kayu merbau, kayu karet, dan kayu sungkai.

2.1. Convolutional Neural Network

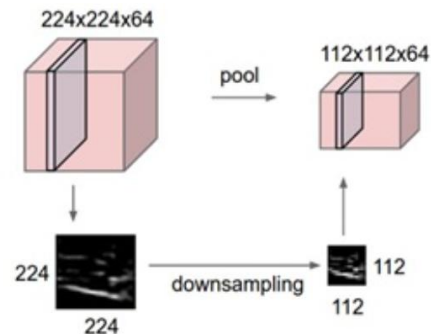
Convolutional Neural Network (CNN) adalah teknik dalam *Deep Learning* yang mampu mengenali dan mendeteksi objek pada gambar digital. CNN adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk menangani data dengan struktur grid, seperti gambar. Ini sangat efektif dalam tugas-tugas pengenalan pola visual, pengenalan objek, dan analisis citra. CNN mempertahankan struktur spasial dari data input melalui penggunaan operasi konvolusi, yang memungkinkan mereka mengidentifikasi pola lokal dan membangun representasi hierarkis dari fitur-fitur tersebut. Tahapan proses kerja *Convolutional Neural Network (CNN)* melibatkan berbagai struktur, termasuk konvolusi, fungsi aktivasi, pooling, konvolusi dan pooling ulang, *fully connected*, serta proses pelatihan. [6]



Gambar 1. Tahapan Kerja CNN

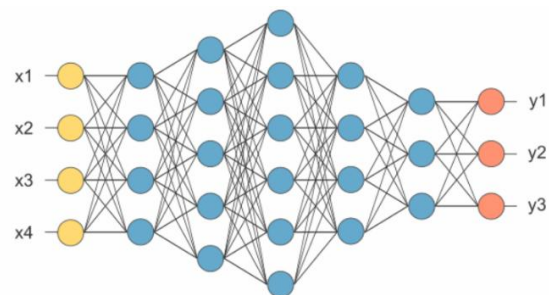
Pada Gambar 1 tertera proses kerja CNN, yang dimana saat citra visual diinput maka citra visual atau gambar akan masuk ke proses konvolusi dan *pooling*.

Proses dalam *convolutional layer* atau konvolusi mengaplikasikan setiap *filter* pada seluruh data masukan, menghasilkan peta aktivasi 2D atau peta fitur. *Filter* dalam Lapisan Konvolusi memiliki dimensi (panjang, tinggi, dan ketebalan) yang sesuai dengan saluran data masukan. Pada proses ini gambar akan di filter menjadi blok-blok matriks berukuran 1x1, 1x3, atau 1x5. Selanjutnya matriks ini akan diulang terus pada bagian *pooling layer*.



Gambar 2. Proses *Pooling layer*

Proses *pooling layer* berfungsi untuk mengurangi ukuran atau resolusi gambar dengan tetap mempertahankan informasi pentingnya.[7] *Pooling layer* terdiri dari *filter* dengan ukuran dan langkah tertentu. Dalam praktiknya, dua jenis pooling layer yang umum digunakan yaitu *Max Pooling* dan *Average Pooling*. Dengan menggunakan *Max Pooling* dengan ukuran 2x2 dan langkah 2, maka nilai maksimum pada setiap area 2x2 akan diambil. Sedangkan *Average Pooling* mengambil nilai rata-rata. Lapisan ini berperan dalam mengurangi dimensi data dan mempercepat proses komputasi pada jaringan saraf konvolusi (CNN).



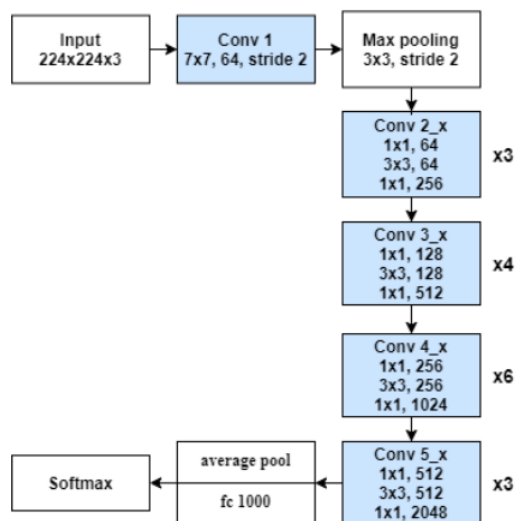
Gambar 3. Proses *Fully Connected Layer*

Proses selanjutnya masuk ke *Fully Connected* yang berfungsi untuk setiap neuron dari lapisan sebelumnya terhubung dengan semua neuron di lapisan berikutnya. Hal ini mirip dengan jaringan saraf tiruan. Sebelum dapat terhubung ke semua neuron tersebut, aktivitas dari lapisan sebelumnya perlu diubah menjadi data dalam bentuk satu dimensi untuk mencocokkan setiap bagian pada matriks dengan data set yang ada

sehingga dapat melakukan perhitungan jenis kayu apa yang memiliki akurasi tertinggi dengan gambar inputan. Dan setelah diketahui akurasinya maka proses selanjutnya melakukan output kepada user.

2.2. ResNet-50

ResNet-50 merupakan jaringan saraf yang mendalam dan telah terbukti unggul dalam beberapa tahun terakhir dalam berbagai tugas penglihatan komputer, termasuk klasifikasi gambar. [8] *ResNet-50* dikembangkan pada tahun 2015 oleh *Microsoft Research*. Singkatan *ResNet* berasal dari *Residual Network*, dan arsitektur ini terkenal karena kemampuannya untuk melatih jaringan yang sangat dalam, mencapai 50 lapisan atau lebih, tanpa mengalami masalah degradasi kinerja yang umum terjadi pada jaringan yang lebih dalam.



Gambar 4. Proses Kerja *ResNet-50*

Gambar diatas merupakan cara kerja dari *ResNet-50*, dan ciri khas utama dari *ResNet-50* adalah penggunaan blok residu. Blok residu memungkinkan sinyal untuk melompati satu atau beberapa lapisan, sehingga memudahkan aliran informasi sepanjang jaringan. *ResNet-50* menggunakan konsep *shortcut connection* untuk mencegah kehilangan informasi penting selama proses pelatihan.

3. METODE PENELITIAN

Pada metode penelitian ada beberapa tahapan dalam melakukan penelitian dan membuat sistem identifikasi jenis-jenis kayu dengan citra visual menggunakan metode CNN dan *ResNet-50*. Tahap-tahapan penelitian dapat dijabarkan seperti berikut ini:

3.1. Analisa Kebutuhan

Pada proses merancang suatu sistem atau aplikasi dimulai dengan pengumpulan foto-foto serat kayu meranti, kayu merbau, kayu karet, kayu jati, dan kayu sungkai. Tujuannya untuk melatih *machine learning* agar dapat bekerja sesuai dengan tujuan diciptakan sistem ini. Pada hal ini penulis menggunakan 390 Foto

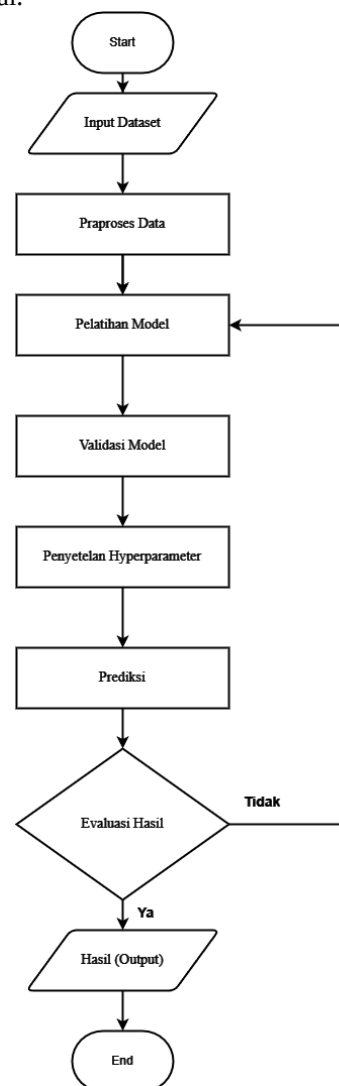
serat kayu, Dimana 70% data akan digunakan untuk data *training* dan 30% data sisanya digunakan untuk data *testing*.

3.2. Pengelompokan Data

Foto-foto yang digunakan sebagai dataset dikelompokkan menjadi 5 jenis folder kayu (jati, meranti, merbau, karet, sungkai). Selanjutnya membagi data tersebut menjadi *data training* dan *data testing*. Data yang terdapat dalam *data training* digunakan untuk membuat prediksi atau menjalankan fungsi dari suatu algoritma *machine learning*. Di sisi lain untuk *data testing* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih sebelumnya ketika menghadapi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. *Data testing* ini diambil dari data yang sama dengan *data training*, tetapi tidak digunakan dalam proses *training*.

3.3. Flowchart Sistem ResNet-50

Flowchart ini menunjukkan proses kerja pada arsitektur *ResNet-50* dalam melakukan identifikasi citra visual.



Gambar 5. *Flowchart* Sistem *ResNet-50*

Flowchart sistem arsitektur ResNet-50 terdapat pada gambar 3. Berikut penjelasan dari tiap prosesnya:

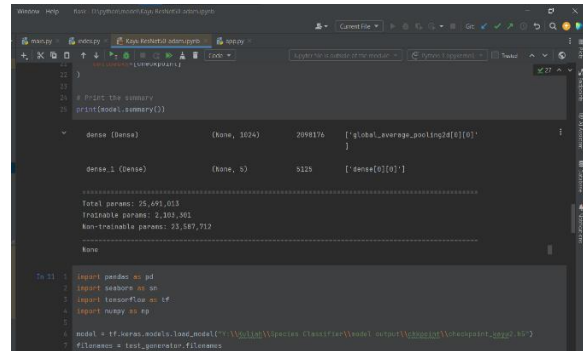
- Input dataset** : Proses ini memasukan data serat kayu yang akan digunakan untuk proses pelatihan model.
- Praproses Data** : Proses praproses pada dataset, termasuk normalisasi gambar dan pembersihan data jika diperlukan. Memastikan bahwa gambar memiliki dimensi yang sesuai dengan kebutuhan jaringan ResNet-50.
- Pelatihan Model** : Proses di mana model belajar dari data yang disediakan untuk menghasilkan representasi internal yang dapat memetakan input ke output yang diinginkan. Pada tahap ini, bobot dan bias jaringan akan disesuaikan melalui proses pembelajaran dengan meminimalkan fungsi kerugian.
- Validasi Model** : Evaluasi model menggunakan set validasi untuk memastikan bahwa model tidak hanya mempelajari data pelatihan, tetapi juga mampu menggeneralisasi pada data baru.
- Penyetelan Hyperparameter** : Menyesuaikan *hyperparameter* seperti *learning rate*, jumlah *epoch*, dan parameter lainnya untuk meningkatkan performa model jika diperlukan.
- Prediksi (Inferensi)** : Setelah model dilatih dan divalidasi, gunakan model untuk melakukan inferensi pada gambar serat kayu yang tidak pernah dilihat selama pelatihan atau validasi.
- Evaluasi Hasil** : Evaluasi hasil klasifikasi dengan menggunakan metrik-metrik untuk mengetahui akurasi untuk mengevaluasi seberapa baik model dapat mengklasifikasikan serat kayu. Jika hasilnya baik maka dapat dilanjutkan pada output, Jika performa model belum memuaskan, pertimbangkan untuk melakukan *fine-tuning*, yaitu menyesuaikan beberapa lapisan terakhir atau *hyperparameter* lainnya.
- Hasil (Output)** : Proses ini akan menghasilkan hasil prediksi yang telah dilakukan pada data *training*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut Adalah tahap pengujian dan implementasi system identifikasi jenis-jenis kayu dengan CNN dan arsitektur ResNet-50.

4.1. Pelatihan Sistem

Pelatihan sistem aplikasi ini menggunakan aplikasi *Pycharm* dengan *TensorFlow* dan *Keras*. Perancangan ini terdapat beberapa Langkah seperti menyiapkan dataset gambar serat kayu dan dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian. Selanjutnya, model CNN ResNet-50 diintegrasikan ke dalam *project* pelatihan model pada *Pycharm*. Proses *coding* melibatkan konfigurasi model untuk tugas identifikasi dan pelatihan model menggunakan set pelatihan. *Optimizer ADAM* digunakan untuk mengoptimalkan model dalam proses pelatihan.



Gambar 6. Pelatihan Model

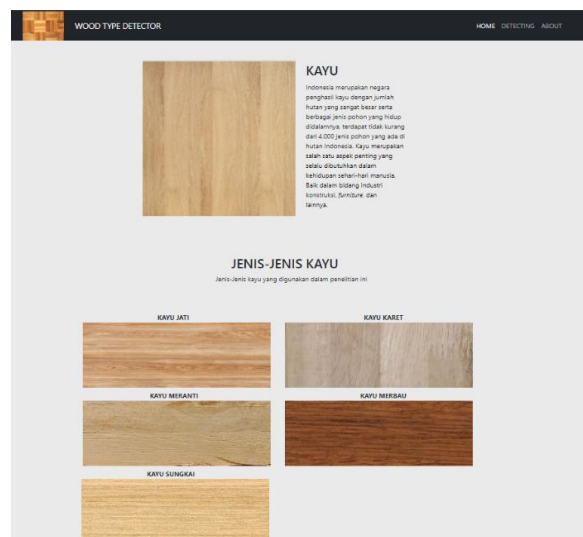
Gambar diatas merupakan proses pelatihan data training dan testing menggunakan aplikasi *Pycharm* dengan menerapkan arsitektur ResNet-50 dan *optimizer Adam*. Dari pelatihan ini akan dihitung tingkat akurasi model dengan *Confusion matrix*s.

4.2. Integrasi Model Convolutional Neural Network

Untuk mengintegrasikan model *Convolutional Neural Network* ke dalam sebuah *website*, dibuatlah fungsi bernama *getPrediction()*. Fungsi ini akan memuat model *Convolutional Neural Network* yang telah dikompilasi dalam format file .h5. Selanjutnya, fungsi ini akan mengunggah gambar yang diunggah oleh pengguna. Dan setelah itu, model akan menjalankan proses klasifikasi, dan hasil akurasi dari klasifikasi tersebut akan menjadi output dari fungsi ini.

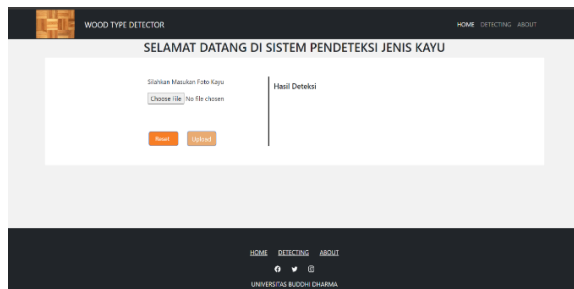
4.3. Tampilan Website

Dibawah ini Adalah Gambaran halaman *website* aplikasi indentifikasi jenis-jenis kayu.



Gambar 7. Tampilan Halaman Utama

Dari tampilan halaman utama terdapat penjelasan mengenai kayu dan juga jenis-jenis kayu yang dapat diidentifikasi pada aplikasi ini .

Gambar 8. Tampilan Halaman *Detecting*

Pada halaman *Detecting* merupakan halaman yang memuat aplikasi identifikasi jenis-jenis kayu. Pada halaman ini pengguna dapat memasukkan gambar melalui tombol *choose file* dan menekan tombol *upload*, selanjutnya sistem akan melakukan identifikasi gambar serat kayu yang telah dimasukan oleh pengguna. Hasil identifikasi tersebut akan muncul dibawah teks “Hasil Deteksi”.

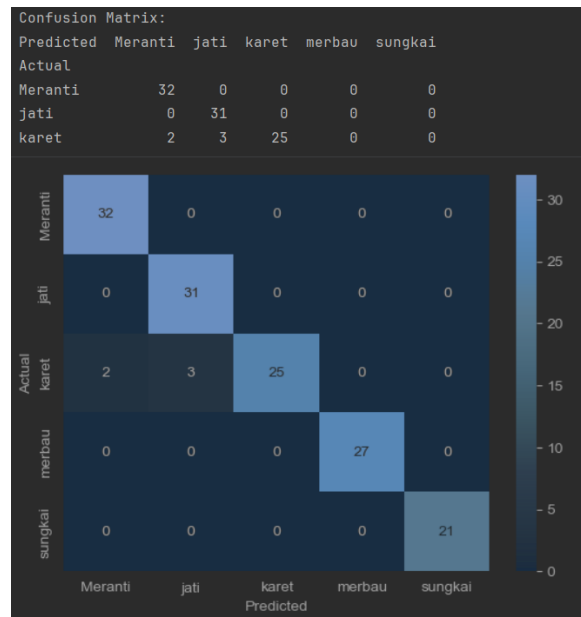
Gambar 9. Tampilan Halaman *About*

Pada halaman *About* menyajikan penjelasan mengenai fungsi aplikasi sistem identifikasi jenis-jenis kayu dan informasi tentang pengembang aplikasi. Dan pada halaman ini juga terdapat *navbar* seperti yang terdapat pada halaman utama agar memudahkan pengguna untuk menuju halaman lain.

4.4. Evaluasi Hasil

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam *machine learning* dengan menyajikan jumlah prediksi yang benar dan salah yang dibuat oleh model terhadap data uji. Matriks ini menyajikan informasi tentang hasil prediksi yang benar dan hasil yang salah yang dibuat oleh model dengan membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya. *Confusion Matrix* menggambarkan performa sebuah model klasifikasi pada sekelompok data ke dalam bentuk matriks. Dalam penelitian ini, *Confusion Matrix* didapatkan dengan cara menguji model *Convolutional Neural Network* dengan data *testing*. Dari *confusion matrix*, kita dapat menghitung beberapa metrik evaluasi :

- Akurasi (Accuracy): $(TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$
- Presisi (Precision): $TP / (TP + FP)$
- Recall (Sensitivity atau True Positive Rate): $TP / (TP + FN)$
- F1-Score: $2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall)$
- Specificity (True Negative Rate): $TN / (TN + FP)$

Gambar 10. Hasil Pengujian *Confusion Matrix*s

Dari hasil pelatihan model tersebut dilakukan pengukuran kinerja model dengan menggunakan *confusion matrix*. Hasil dari kinerja matriks ini memungkinkan kita untuk melihat perbandingan antara hasil prediksi model dengan label sebenarnya dari data.

Metrics:				
	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
0	96.453901	0.967251	0.964539	0.963633

Gambar 11. Hasil Akurasi *Training model*

Hasil pelatihan model dengan menggunakan dataset serat kayu yang telah disiapkan sebelumnya mendapatkan hasil *Accuracy* model sebesar 96.453901 atau 96,45%, *Precision* 0.967251, *Recall* 0.964539 dan *Fi Score* 0.963633. Dari data yang didapatkan ini berarti model memungkinkan melakukan identifikasi jenis kayu dengan akurasi yang tinggi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *ResNet-50* dan *optimizer Adam* mampu digunakan untuk mengidentifikasi jenis-jenis kayu berdasarkan citra visual serat kayu. Model yang dikembangkan berhasil mempelajari pola dan karakteristik serat kayu dari lima jenis kayu yang diuji, yaitu kayu jati, meranti, merbau, karet, dan sungkai.

Hasil evaluasi kinerja model menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa sistem yang dibangun memiliki tingkat akurasi sebesar 96,45%, dengan nilai presisi 0,967, *recall* 0,964, dan *F1-score* 0,963. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dan konsisten dalam membedakan jenis kayu yang

memiliki kemiripan tekstur serat. Dengan demikian, sistem identifikasi yang diusulkan dapat dijadikan sebagai solusi pendukung dalam proses identifikasi jenis kayu secara otomatis, khususnya untuk membantu mengurangi ketergantungan pada metode identifikasi manual yang bersifat subjektif dan memerlukan tenaga ahli.

Selain itu, hasil penelitian ini membuktikan bahwa pemanfaatan arsitektur *ResNet-50* efektif dalam menangani permasalahan klasifikasi citra berbasis tekstur dengan jumlah dataset yang relatif terbatas, terutama ketika dikombinasikan dengan teknik augmentasi data. Implementasi model ke dalam aplikasi berbasis web juga menunjukkan bahwa hasil penelitian tidak hanya bersifat teoritis, tetapi dapat diterapkan secara praktis dan mudah digunakan oleh pengguna.

Meskipun sistem yang dikembangkan telah menunjukkan hasil yang baik, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Oleh karena itu, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Jumlah dan variasi dataset citra serat kayu dapat diperbanyak dengan menambahkan lebih banyak jenis kayu serta variasi kondisi pengambilan gambar, seperti perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan, dan kualitas kamera, agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Y. Prastowo, "Pengenalan Jenis Kayu Berdasarkan Citra Makroskopik Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, Aug. 2021, doi: 10.28932/jutisi.v7i2.3706.
- [2] I. Mustikasari, "Identifikasi Kanker Kulit Melanoma Berbasis Inception V3 Menggunakan Pra-Pemrosesan dan Augmentasi Data pada Dataset Citra Kulit," vol. 10, no. 5, pp. 4170–4176, 2023.
- [3] N. D. Miranda, L. Novamizanti, S. Rizal, F. T. Elektro, and U. Telkom, "Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan Resnet-50 Classification of Fingerprint Pattern Using Convolutional Neural Network in Clahe Image," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 1, no. 2, pp. 61–68, 2021, [Online]. Available: <http://jutif.if.unsoed.ac.id/index.php/jurnal/article/view/18>
- [4] E. Oktafanda, "Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, pp. 72–77, Aug. 2022, doi: 10.37034/infib.v4i3.143.
- [5] J. Alberto and D. Hermanto, "Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN Dan Arsitektur ResNet-50," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, pp. 34–46, 2023.
- [6] U. Ungkawa and G. Al Hakim, "Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 11, no. 3, p. 731, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i3.731.
- [7] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2021.
- [8] A. Bahar and Bagus Adhi Kusuma, "Klasifikasi Spesies Hiu Dengan Arsitektur," *Journal Of Computer Science And Technology (JOCSTEC)*, vol. 1, no. 3, pp. 118–123, 2023, doi: 10.59435/jocstec.v1i3.120