

KLASIFIKASI PENYAKIT DAN HAMA PADA DAUN MANGGA MENGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Theresia Romauli Siagian, Insan Taufik, Zulfahmi Indra, Susiana

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan

Jalan Wiliam Iskandar, Pasar V Medan Estate, Percut Sei Tuan, Deli Serdang, Sumatera Utara

theresiasiaian11@gmail.com

ABSTRAK

Mangga (*Mangifera indica* L.) merupakan komoditas ekspor unggulan Indonesia dengan produksi yang terus bertambah, produktivitasnya sering terhambat oleh serangan hama dan penyakit. Mengingat identifikasi manual gejala pada daun seringkali sulit dan memerlukan keahlian, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi hama dan penyakit daun mangga yang lebih cepat dan efisien menggunakan algoritma *Deep Learning*—khususnya arsitektur CNN *AlexNet*. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan model CNN *AlexNet* mampu mengklasifikasikan hama dan penyakit daun mangga dengan cukup baik, Model CNN dikembangkan dengan pembagian data 60:40, 70:30, dan 80:20 menggunakan hyperparameters *batch size* 64, *epoch* 50, *Learning Rate* 10^{-3} , 10^{-4} , 10^{-5} , dan optimasi Adam. Hasil penelitian terbaik diperoleh dengan ratio 80:20 mencapai akurasi sebesar 0.9811, akurasi validasi 0.9481, Loss 0.0616, *Validation Loss* 0.1422 dengan konfigurasi learning rate 10^{-5} , yang optimal dan *epoch* 50. Model yang sudah dilatih berhasil diterapkan berbasis *website* dengan *Streamlit*, memungkinkan deteksi otomatis serta penyediaan informasi detail mengenai hama dan penyakit.

Kata kunci : Klasifikasi, Penyakit dan hama daun mangga, website, CNN, Alexnet

1. PENDAHULUAN

Mangga memiliki nama latin *Mangifera indica* L. termasuk dalam keluarga *Anacardiaceae*, genus *Mangifera* dan ordo *Sapindales* terdiri dari 223 spesies keluarga tanaman tropis [1]. Sebagai salah satu produk unggulan ekspor, mangga banyak dibudidayakan di Indonesia. Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat produksi mangga di Indonesia mengalami peningkatan dari 2.835.442 ton pada tahun 2021 menjadi 3.308.895 ton pada tahun 2022. Namun, pada tahun 2023, terjadi sedikit penurunan menjadi 3.302.620 ton (Badan Pusat Statistik, 2023). Salah satu masalah utama yang disebabkan oleh hama dan penyakit pada tanaman mangga adalah penurunan produktivitas [2].

Gejala gangguan pertumbuhan mangga biasanya dibedakan menjadi dua jenis. Non-organisme pengganggu tanaman mengganggu pertumbuhan, seperti suhu, cahaya, nutrisi, dan air. Organisme pengganggu tanaman termasuk penyakit dan hama [2]. Penyakit dan hama yang paling umum ditemukan dan menimbulkan kerugian pada tanaman mangga yaitu antraknosa, kutu putih, embun jelaga, dan ulat daun.

Mengetahui karakteristik struktur daun, seperti bentuk dan tekstur, adalah cara untuk memulai proses pengenalan pola daun. Metode pengolahan gambar masukan digunakan untuk mengevaluasi fitur struktur daun. Seringkali, Kualitas gambar yang buruk diakibatkan oleh faktor pengganggu seperti bayangan, foto yang kabur, atau objek yang samar membuat data tersebut tidak cocok untuk dipelajari. Hal ini berpotensi besar menurunkan akurasi interpretasi dan mempersulit proses analisis serta perencanaan gambar. Klasifikasi adalah proses pengelompokan objek atau entitas berdasarkan karakteristik tertentu untuk memudahkan identifikasi dan pemahaman [3].

Masalah yang timbul dalam mengidentifikasi hama dan penyakit pada tanaman mangga merupakan tantangan karena keragaman gejalanya dan membutuhkan keahlian khusus yang biasanya hanya dimiliki oleh ahli penyakit tanaman berpengalaman [4]. Akibat dari kesulitan pengenalan ini adalah penanganan masalah yang cenderung kurang tepat [2]. Selain itu, ketidakpahaman mengenai siklus hidup hama dan penyakit juga berkontribusi pada kesulitan dalam pengendalian. Banyak yang tidak menyadari bahwa beberapa hama dan penyakit dapat berkembang biak dengan cepat dalam kondisi tertentu, sehingga menyebabkan kerugian yang signifikan pada hasil panen.

Solusi untuk mengatasi permasalahan dalam mengidentifikasi penyakit dan hama pada daun mangga adalah dengan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN (*Convolutional Neural Network*) adalah salah satu algoritma *Deep Learning* yang digunakan untuk mengolah data dua dimensi. Ini adalah pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP). Metode CNN paling efektif dalam pengenalan citra karena CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia, yang memungkinkannya mengolah gambar [5]. Algoritma CNN telah berhasil melebihi metode *Machine Learning* lainnya, di antaranya SVM dalam kasus klasifikasi objek pada citra. Karena kedalaman jaringannya yang tinggi dan volume data yang diterapkan pada gambarnya, algoritma CNN dirancang untuk mengolah data dua dimensi dan termasuk ke dalam kategori *Deep Neural Network*. Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan data, pengenalan tiap kelas, desain CNN, pelatihan, dan evaluasi [6]. Berdasarkan dari permasalahan tersebut, tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem klasifikasi penyakit

daun mangga yang didasarkan pada analisis citra daun, menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Mangga

Mangga merupakan tanaman buah asal India kemudian berkembang di daerah Asia Tenggara termasuk di Indonesia. Mangga memiliki nama latin *Mangifera indica L.* dan termasuk dalam famili *Anacardiaceae* dimana tanaman tersebut tergolong tumbuhan tingkat tinggi, batangnya berkayu [7]. Buah mangga adalah pohon berbentuk kubah dengan dedaunan lebat dan percabangan berat yang berasal dari batang yang kokoh. Masa berbuah mangga adalah empat bulan, dari pertumbuhan buah hingga panen pada awal musim panas dan hujan [8]. Daun berfungsi untuk menghasilkan makanan, pernapasan, dan penguapan. Dalam pengolahan gambar digital, daun adalah salah satu bagian tumbuhan yang memiliki karakteristik unik. Proses pengenalan daun dapat digunakan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun mangga [9].

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi bertujuan untuk melakukan analisis terhadap dataset yang dilatih dan membangun sebuah model yang dapat melakukan prediksi untuk memperkirakan kelas yang tidak diketahui dari suatu objek. Dalam proses klasifikasi data, dua jenis data digunakan. Pertama adalah kumpulan data pelatihan (*training dataset*), atau kumpulan data yang diberi label yang digunakan selama proses pelatihan untuk membangun model; yang kedua adalah kumpulan data uji (*testing dataset*), atau kumpulan data yang tidak diberi label yang digunakan untuk mengantisipasi label dan mengukur ketepatan model [10].

2.3. Machine Learning

Salah satu cabang kecerdasan buatan adalah pembelajaran mesin. Salah satu bidang keilmuan yang dikenal sebagai kecerdasan buatan adalah sains yang mempelajari komputer dengan tujuan untuk memungkinkan komputer untuk memiliki kepintaran dan kecerdasan yang diperlukan untuk membantu manusia menyelesaikan tugas-tugasnya. Secara spesifik, machine learning memanfaatkan teknik statistik untuk mempelajari data dan memungkinkan komputer mengidentifikasi pola tanpa perlu pemrograman eksplisit. Algoritma jaringan syaraf tiruan didasarkan pada struktur otak manusia untuk *deep learning*. Ini memungkinkan mesin untuk melihat pola dalam data tidak terstruktur atau fitur yang tidak dapat ditentukan secara langsung. Contohnya adalah data visual, teks, audio, dan video [11].

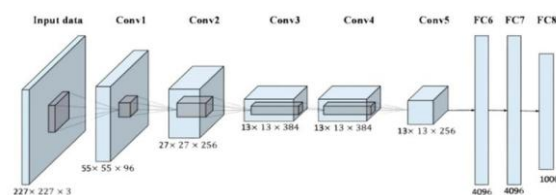
2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN), sebuah algoritma *Deep Learning* yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP),

dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi. Karena struktur jaringannya yang mendalam, CNN sangat efektif untuk menganalisis citra (gambar) dan digunakan secara luas untuk mendeteksi dan mengenali objek di dalamnya. Secara umum, CNN sama dengan neural network lainnya. Di mana algoritma CNN ini terdiri dari neuron dengan nilai bobot, bias dan activation function [12]. Pada dasarnya, cara kerja CNN mirip dengan MLP. Perbedaan utamanya terletak pada dimensi representasi, MLP menggunakan neuron satu dimensi dengan bobot satu dimensi (jumlah neuron input), sedangkan CNN menggunakan neuron tiga dimensi. Dalam CNN, operasi linear digantikan oleh operasi konvolusi, menyebabkan bobotnya tidak lagi satu dimensi, melainkan berbentuk tiga dimensi. CNN memiliki arsitektur yang dapat dilatih yang terdiri dari berbagai tahap. *Map fitur* terdiri dari beberapa *array* yang berisi masukan dan keluaran dari setiap tahap [13].

2.5. AlexNet

Pada tahun 2012, *Alexnet* adalah salah satu arsitektur CNN yang memenangkan kompetisi klasifikasi gambar skala besar *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenger* (ILSVRC). Dengan menggunakan *ConvNet* dan metode *Regularization Dropout*, *AlexNet* menjadi fenomena baru dalam pembelajaran mendalam dengan memanfaatkan *ReLU* sebagai fungsi aktivasi dan meningkatkan jumlah data. *AlexNet* memiliki kemampuan klasifikasi dengan ribuan kategori [14]. Arsitektur *AlexNet* terdiri dari lima lapisan *convolution*, tiga lapisan *pooling*, dua lapisan *dropout*, dan tiga lapisan yang benar-benar terhubung. Berikut adalah arsitektur dari *Alexnet* yang ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur AlexNet

Istilah "konvolusi" mengacu pada penggunaan fungsi tertentu pada *output* fungsi lain secara berulang, menghasilkan peta fitur. Fungsi konvolusi sendiri adalah untuk mengekstrak fitur gambar. *Subsampling*, juga dikenal sebagai *pooling*, adalah proses mengurangi ukuran matriks. *Max pooling* dan *average pooling* adalah dua jenis *pooling* yang paling umum. Untuk mengurangi *overfitting neural network*, *dropout* mencegah adaptasi berlebihan pada data pelatihan. Layer yang benar-benar terhubung terdiri dari sejumlah proses konvolusi [15].

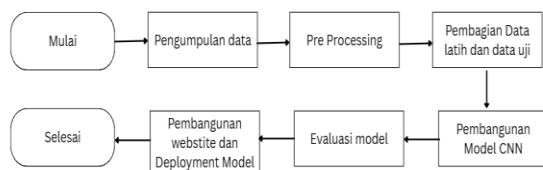
2.6. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh Azizah, berjudul "Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network AlexNet*", berhasil mengklasifikasikan penyakit daun jagung. Penelitian ini menggunakan 4.198 citra daun jagung yang mencakup kategori *Blight*, *Common Rust*, *Healthy*, dan *Gray Leaf Spot*. Dengan menerapkan metode CNN AlexNet menghasilkan akurasi sebesar 90%, menunjukkan bahwa metode yang diterapkan efektif dan tepat [16].

Penelitian selanjutnya yang berjudul "Pendiagnosa Daun Mangga dengan Menggunakan Model CNN," berhasil mendapatkan akurasi 96%. Hasil yang dianggap memuaskan ini menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan dan membedakan daun mangga yang terserang hama (sakit) dan yang sehat melalui analisis bentuk dan tekstur daun [17].

3. METODE PENELITIAN

Alur metode penelitian ini bertujuan untuk memudahkan proses penelitian, prosedur atau tahapan yang akan dilakukan. Pada gambar 2 menunjukan *flowchart* alur susunan prosedur secara detail yang akan dilakukan dalam penyusunan sistem ini.



Gambar 2. Diagram alur penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data, yang merupakan langkah penting untuk mendapatkan bahan baku yang dibutuhkan. Dataset pada penelitian ini berjumlah total 325 dari 5 kelas yaitu Antraknosa, Daun normal, Embun jelaga, Kutu putih dan Ulat daun. Pengambilan gambar dilakukan secara langsung dengan menggunakan kamera *smartphone*.

3.2. Pre-Processing

Data yang terkumpul kemudian melalui proses *Pre-Processing* untuk menyiapkan data agar siap digunakan dalam pemodelan. Tahapan *pre-processing* yang dilakukan yaitu *Flip Vertical*, *Random brightness*, *Random Noise*, *Zoom*, *Rotate*, *Flip Horizontal* dan *Shear*. Tujuan dilakukan tahapan *pre-processing* ini yaitu untuk menambah variasi pada data dan data lebih siap untuk ke tahap pemodelan.

3.3. Pembagian dataset

Setelah data siap, langkah selanjutnya adalah pembagian data latih dan data uji. Pada tahap ini, keseluruhan data dibagi menjadi dua set: data latih digunakan untuk melatih model, dan data uji

digunakan untuk mengukur kinerja model secara independen.

3.4. Pembagunan Model CNN

Set data latih yang telah dipisahkan kemudian digunakan untuk Pembangunan Model CNN *Alexnet* dipilih sebagai arsitektur model karena efektivitasnya dalam tugas-tugas yang melibatkan data terstruktur seperti citra. Langkah selanjutnya yaitu untuk mengoptimalkan kinerja model sesuai dengan kebutuhan analisis, penelitian ini melakukan penyesuaian pada berbagai *hyperparameter* termasuk di dalamnya adalah *batch size*, *learning rate*, *epoch*, *optimizer*, dan *ratio* pembagian dataset. *Learning rate* 10^{-3} , 10^{-4} , 10^{-5} ditentukan melalui proses percobaan manual. *Epoch* yang digunakan yaitu 50, dipilih sebagai batas atas yang memadai untuk memastikan model memiliki waktu yang cukup untuk konvergensi (mencapai akurasi maksimal). *Optimizer Adam*, dan *Batch Size* nilai yang digunakan yaitu 64.

3.5. Evaluasi Model

Setelah model selesai dilatih, kinerjanya diukur pada fase evaluasi model menggunakan data uji. Performa akhir model dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *F1-score*, *recall*, dan *precision* yang dihitung berdasarkan *confusion matrix*, dan model dengan performa terbaik dipilih untuk digunakan pada tahap implementasi akhir.

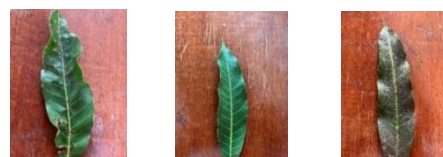
3.6. Pembangunan Website dan Deployment model

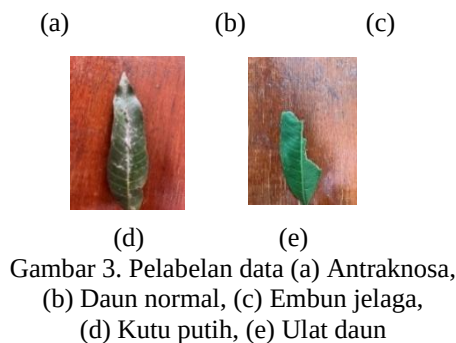
Terakhir, hasil penelitian ini diterapkan melalui fase Pembangunan *website* dan *Deployment Model*. Pada fase ini, model yang telah teruji baik diintegrasikan ke dalam sebuah *website*. Pada proses ini, dilakukan persiapan untuk *deploy* atau meluncurkan aplikasi *website*. Pada tahap deployment atau dari pembuatan aplikasi *website*, *framework web* yang digunakan adalah *streamlit*. Untuk mengembangkan antarmuka *website* bagi pengguna, penelitian ini memanfaatkan *Streamlit*. *Website* tersebut akan diintegrasikan dengan modul pengenalan citra yang telah dibangun di *Python* menggunakan *Keras*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

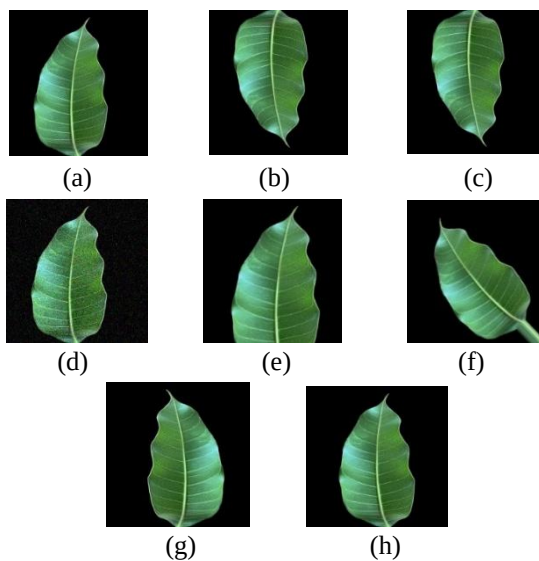
Tahapan pengumpulan data yang akan dilakukan dalam klasifikasi penyakit dan hama pada daun mangga dilakukan dengan mengambil foto dari daun yang terkena penyakit dan hama pada daun mangga dan juga daun sehat. Pada gambar 3 menunjukan contoh sampel data penyakit dan hama dan daun normal pada daun mangga. Pada penelitian ini total data citra 5 kelas yang jumlah per kelas citra sebesar 65 dan total keseluruhan data sebelum dilakukan augmentasi sebanyak 325 data citra.





4.2. Preprocessing

Setelah data terkumpul proses dimulai dengan *remove background*, di mana area citra akan dihilangkan latar belakangnya untuk menghilangkan bagian yang tidak penting sehingga fokus analisis akan tertuju pada objek utama. Tahap selanjutnya yaitu augmentasi citra dilakukan untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data yang tersedia. Pada Gambar 4 menunjukkan hasil dari augmentasi citra yaitu *Flip Vertical*, *Random brightness*, *Random Noise*, *Zoom*, *Rotate*, *Flip Horizontal* dan *Shear*.



Gambar 4. Hasil augmentasi (a) *Remove background*, (b) *Vertical Flip*, (c) *Random Brightness*, (d) *Random noise*, (e) *Zoom*, (f) *Rotate*, (g) *Horizontal Flip*, (h) *Shear*

4.3. Pembagian dataset

Pada penelitian dibagi menjadi dua, yaitu data latih dan data uji. Penelitian ini mengevaluasi kinerja model dengan tiga skema pembagian data yang berbeda, yaitu 60:40, 70:30 80:20 untuk melihat ratio pembagian data yang menghasilkan akurasi tertinggi. Setelah melakukan augmentasi data total citra yaitu sebanyak 520 untuk setiap kelas penyakit dan daun normal sehingga total keseluruhan data yaitu 2600 citra.

4.4. Pembangunan model

Model *AlexNet* diimplementasikan menggunakan arsitektur sequential dari *TensorFlow Keras*. Model ini diawali dengan lapisan *rescaling* untuk menormalisasi nilai piksel gambar. Dilanjutkan dengan serangkaian lapisan konvolusi (*Conv2D*) dengan *filter* dan *stride* tertentu, diintercalasi dengan lapisan *max pooling* untuk ekstraksi fitur hierarkis dan reduksi dimensi. Setelah serangkaian lapisan konvolusi, fitur-fitur yang diekstrak diratakan (*flatten*) dan dilewatkan ke lapisan *dense* terhubung penuh, dilengkapi dengan fungsi aktivasi *ReLU* dan lapisan *dropout* (untuk mencegah *overfitting*) sebelum berakhir pada lapisan *output Dense* dengan aktivasi *softmax* yang mengklasifikasikan gambar ke dalam 5 kategori penyakit/hama. Model kemudian dikompilasi menggunakan fungsi *loss categorical_crossentropy* digunakan karena klasifikasi bersifat multikelas, dan fungsi ini efektif dalam mengukur selisih antara distribusi prediksi dan label target [17]. Optimizer *Adam (Adaptive Moment Estimation)*, *learning rate*, dan metrik akurasi untuk evaluasi. Tujuan dari eksperimen ini adalah untuk membandingkan pengaruh kombinasi parameter terhadap akurasi, *loss*, dan kestabilan pelatihan.

Hasilnya dianalisis untuk menentukan konfigurasi parameter yang paling optimal pada dataset klasifikasi penyakit dan hama pada daun mangga [18]. Penentuan *hyperparameter* pada tabel 1 penelitian ini dilakukan secara manual.

Tabel 1. Hyperparameter model

Hyperparameter	Nilai
Epoch	50
Batch-size	64
Optimizer	Adam
Learning Rate	0,001 0,0001 0,00001

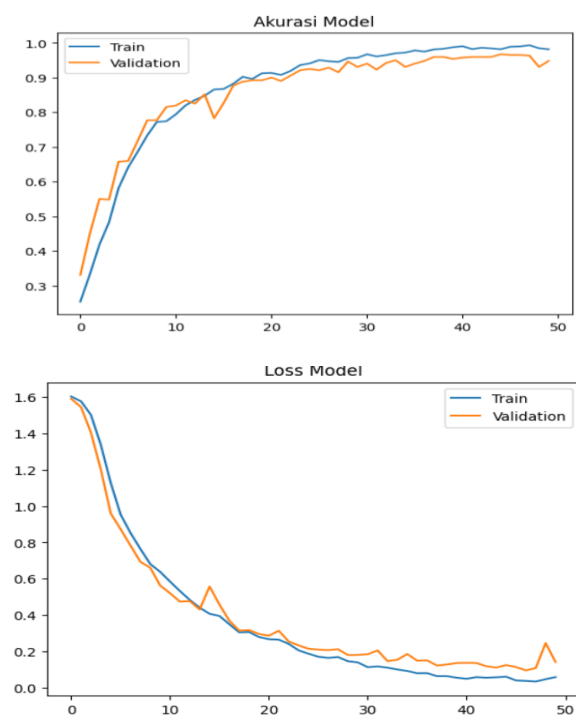
Sebelum proses pelatihan inti dimulai, model dikonfigurasi dengan fungsi *callback* yang bertindak sebagai alat bantu penting untuk mengoptimalkan dan mengontrol jalannya pelatihan. Dua jenis *callback* utama yang digunakan adalah *ModelCheckpoint* dan *EarlyStopping*.

- *ModelCheckpoint* berfungsi untuk secara otomatis menyimpan bobot model terbaik selama pelatihan. Fitur ini sangat krusial karena model akan menyimpan versinya setiap kali metrik yang dipantau (*val_accuracy*) menunjukkan nilai yang lebih tinggi dibandingkan *epoch* sebelumnya.
- Sementara itu, *EarlyStopping* dirancang untuk menghentikan proses pelatihan secara otomatis jika *val_accuracy* tidak menunjukkan peningkatan yang signifikan selama beberapa *epoch* berturut-turut (ditentukan oleh parameter *patience=5*). Ini membantu mencegah *overfitting* dan menghemat waktu komputasi dengan menghentikan pelatihan begitu model mencapai titik di mana akurasinya tidak lagi membaik.

Tabel 2. Hasil pelatihan model

Epoch	Learning Rate		Pembagian Data		
			60 :40	70:30	80:20
50	0.001	Accuracy	0,1965	0.9877	0.9980
		Loss	1.6101	0.0423	0.0070
		Validation Acc	0.1962	0.9218	0.9615
		Validation Loss	1.6102	0.4015	0.2080
		Stop di Epoch	18	38	50
50	0.0001	Accuracy	0.9587	1.000	1.000
		Loss	0.1293	7.1057e-05	4.2548e-05
		Validation Acc	0.9740	0.9833	0.9942
		Validation Loss	0.0804	0.0731	0.0503
		Stop di Epoch	35	43	48
50	0.00001	Accuracy	0.9794	0.9808	0.9811
		Loss	0.0603	0.0568	0.0616
		Validation Acc	0.9587	0.9679	0.9481
		Validation Loss	0.1580	0.1056	0.1422
		Stop di Epoch	50	50	50

Dari tabel 2 dapat dilihat bahwa, pemilihan beberapa rasio pembagian data, yaitu 60:40, 70:30, dan 80:20 dilakukan sebagai pendekatan eksploratif untuk menguji sensitivitas model terhadap volume data latih yang tersedia. Tujuannya adalah mencari titik keseimbangan optimal di mana model dapat belajar secara maksimal sekaligus mempertahankan kemampuan generalisasi yang kuat. Rasio 80:20 akhirnya dipilih sebagai yang terbaik karena terbukti menghasilkan akurasi tertinggi pada data uji (94.81%). Rasio ini berhasil memberikan model *Convolutional Neural Network* (CNN) sumber daya pembelajaran terbanyak (80%) untuk menemukan pola kompleks penyakit daun mangga, sementara sisa 20% data uji masih cukup untuk memberikan penilaian kinerja yang valid. Selain itu, gap akurasi yang kecil antara data latih (98.11%) dan data uji (94.81%).

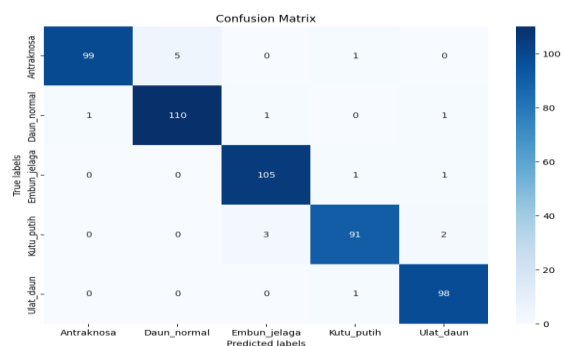


Gambar 5. Plot kombinasi terbaik 80:20

Pada grafik plot kombinasi gambar 5, hasil pengujian untuk konfigurasi model pada *Epoch* 50 dengan *Learning Rate* (LR) 0.00001 dan pembagian data 80:20 menunjukkan kinerja yang sangat baik. *Training Accuracy* mencapai 0.9811 (98.11%), menandakan bahwa model telah belajar sebagian besar pola dan fitur dari data pelatihan dengan sangat efektif dan hampir sempurna dalam mengidentifikasi contoh yang telah dilihatnya. Sementara itu, *Validation Accuracy* mencapai 0.9481 (94.81%), sebuah nilai yang juga sangat tinggi, mengindikasikan kemampuan generalisasi model yang baik pada citra.

4.5. Evaluasi model

Setelah melalui tahap pembangunan dan pelatihan model dengan metode cnn alexnet selanjutnya yaitu tahap evaluasi matrix. Model dievaluasi untuk mengukur dan menilai seberapa baik kinerja model tersebut menghasilkan prediksi yang tepat untuk data yang tidak dikenal sebelumnya. Hasil prediksi dari data uji kemudian dibandingkan dengan jawaban atau label yang sebenarnya (*true label*). Perbandingan inilah yang menghasilkan metrik kinerja (seperti akurasi, presisi, *recall*, atau *F1 Score*).



Gambar 6. Confusion matrix

Berdasarkan *Confusion matrix* pada gambar 6, model klasifikasi ini memiliki akurasi yang sangat tinggi untuk semua kelas. Penggunaan *Transfer Learning* dengan laju pembelajaran yang kecil telah

berhasil melatih model untuk mengenali fitur-fitur penting yang membedakan antara penyakit dan daun normal, dengan jumlah *false positive* dan *false negative* yang minimal.

4.6. Pembangunan Website dan Deployment model

Pada proses ini, dilakukan persiapan untuk *deploy* atau meluncurkan aplikasi *website*. Pada tahap *deployment* atau dari pembuatan aplikasi *website*, *framework web* yang digunakan adalah *streamlit*.

pengguna, penelitian ini memanfaatkan *Streamlit*. *Website* tersebut akan diintegrasikan dengan modul pengenalan citra yang telah dibangun di *Python* menggunakan *Keras*.



Gambar 7. Tampilan halaman *Home*

Pada gambar 7 menunjukkan tampilan utama "Deteksi Penyakit dan Hama pada Daun Mangga" ini berfungsi sebagai halaman pengenalan. Di sisi kiri, terdapat navigasi "*Dashboard*" dengan opsi "*Home*" yang aktif. Bagian utama menampilkan judul *website* yang informatif menampilkan informasi umum penjelasan singkat mengenai pentingnya kesehatan daun mangga serta cara kerja penggunaan *website*.

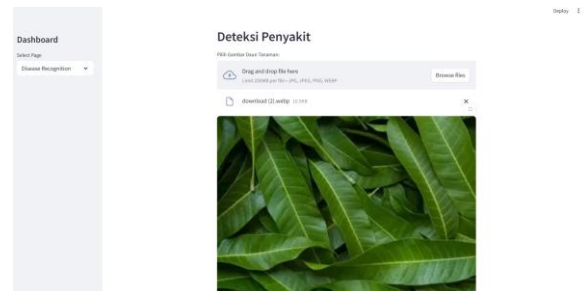


Gambar 8. Tampilan halaman *About*

Pada gambar 8 menunjukkan halaman "*about*" berfungsi untuk memberikan informasi lebih detail mengenai penyakit dan hama yang menyerang daun mangga, seperti yang terlihat contohnya "Kutu Putih (*Planococcus lilacinus*)", termasuk karakteristik, gejala serangan, dan metode pengendaliannya.

Pada gambar 9 menunjukkan bagian terpenting *website* ini adalah "*Disease Recognition*", di mana pengguna dapat mengunggah gambar daun mangga untuk dideteksi penyakitnya. Proses deteksi ini mengandalkan model pembelajaran mesin yang disimpan dalam format *.keras*. Model *.keras* ini bertanggung jawab untuk menganalisis gambar daun

yang diunggah dan memberikan hasil deteksi penyakit atau hama.



Gambar 9. Tampilan halaman *Disease Recognition*

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini yaitu algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* arsitektur *AlexNet* berhasil diimplementasikan untuk mengklasifikasikan penyakit dan hama pada daun mangga. Konfigurasi rasio data 80:20 dengan *learning rate* 10–5 terbukti paling optimal. Model mencapai *Accuracy* sebesar 0.9811, *Validation Accuracy* 0.9481, *Loss* 0.0616, *Validation Loss* 0.1422 dan *Adam* sebagai fungsi optimasi. Model *CNN AlexNet* diintegrasikan ke dalam aplikasi *web* dengan menggunakan *Streamlit*. Aplikasi *web* yang dihasilkan bukan hanya alat deteksi gambar, tetapi juga menyediakan informasi detail mengenai hama dan penyakit, serta fitur pencarian. Model pada penelitian ini dapat dikembangkan dengan peningkatan kualitas data. Performa model yang sedikit rendah pada kelas Ulat daun dan daun normal menunjukkan bahwa model kesulitan membedakan ciri-ciri spesifik dari kelas ini. Dengan menambah variasi gambar dengan lebih beragam, dengan mempertimbangkan berbagai kondisi cahaya, sudut pengambilan gambar untuk memastikan keseimbangan distribusi data antar-kelas agar model dapat belajar fitur-fitur pembeda dengan lebih baik, terutama untuk kasus yang secara visual mirip dan dapat mengkombinasi dengan metode ekstraksi fitur. Pendekatan ini berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola tekstur yang mungkin terlewatkan oleh ekstraksi fitur otomatis *CNN* saja.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fitrianiingsih and Rodiah, "KLASIFIKASI JENIS CITRA DAUN MANGGA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," pp. 223–238, 2020.
- [2] E. T. Oviana, R. Alpaizon, D. P. Khalifah, and P. Dwirota, "Sistem Deteksi Hama dan Penyakit Tanaman Mangga (*Mangifera indica* L .) Berbasis Deep Learning Menggunakan Model Pra Latih YOLOv5," vol. 35, no. 1, pp. 151–163, 2024.
- [3] I. D. Nanda, *Penerapan Local Binary Pattern Dan K-Nearest Neighbor Mendeteksi Penyakit Pada Daun Mangga*. 2021.
- [4] Pristian, DH, DI Mulyana, S Stepanus, dan E

- Donaldo. 2022. Klasifikasi Deteksi hama pada buah mangga dengan citra digital Sismatic Literatur Review (SLR). Jurnal Pendidikan Tambusai. 6: 1978–1983. DOI: <https://doi.org/10.31004/jptam.v6i1.3243>
- [5] D. H. Putra, Sulistyowati, and V. Yudisthiana, “Perbandingan Tingkat Akurasi Arsitektur Convolutionsl Neural Network untuk Model Deteksi Penggunaan Masker Secara Otomatis,” *J. Ilmu Pengetah. dan Teknol.*, vol. 7, no. 1, pp. 25–32, 2023.
- [6] S. A. Wisak, N. A. Safirah, Y. R. Kaesmetan, T. Informatika, K. Putih, and K. Kupang, “Identifikasi jenis mangga berdasarkan ciri daun menggunakan metode cnn,” vol. 7, no. 2, pp. 121–129, 2024.
- [7] A. Rahmawati, N. F. Ngaisah, and I. Ismaidah, “Kajian Upaya Peningkatan Kualitas Buah Mangga Dengan Aplikasi Bioteknologi Menggunakan Kultur In Vitro pada Tanaman,” *J. Agribus. Sci. Rural Dev.*, vol. 2, no. 2, pp. 62–69, 2023, doi: 10.32639/jasrd.v2i2.379.
- [8] Deny Utomo and Rendika Octa Pratama, “Pelatihan Pengolahan Buah Mangga (*Mangifera indica* L) Klonal 21 Menjadi,” *PARAHITA J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 5, no. 1, pp. 2024–2032, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.25008/parahita.v5i1.121>
- [9] D. H. Putra and V. Yudisthiana, “Perbandingan Tingkat Akurasi Arsitektur Convolutionsl Neural Network untuk Model Deteksi Penggunaan Masker Secara Otomatis (Comparison of Convolutional Neural Network Architecture Accuracy Levels for Automatic Mask Use Detection Models),” 2023.
- [10] R. R. Adhitya, Wina Witanti, and Rezki Yuniarti, “Perbandingan Metode Cart Dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Customer Churn,” *INFOTECH J.*, vol. 9, no. 2, pp. 307–318, 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i2.5641.
- [11] M. Pandia, “Kajian Literatur Multimedia Retrieval : Machine Learning Untuk Pengenalan Wajah,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 161–166, 2024, doi: 10.55338/jikomsi.v7i1.2758.
- [12] L. Z. Pratama, “Klasifikasi Citra Rempah-rempah dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn),” vol. 4, no. 2, pp. 978–985, 2023, [Online]. Available: <https://repositori.uma.ac.id/handle/123456789/20321%0Ahttps://repositori.uma.ac.id/jspui/bitstream/123456789/20321/1/178160010> - Loudji Zamico Pratama - Fulltext.pdf
- [13] M. S. Iranita, P. Studi, T. Informatika, F. T. Informatika, U. M. Area, and U. M. Area, “KLASIFIKASI MOTIF ULOS TRADISIONAL BATAK TOBA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” 2023.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Q. N. Azizah, “Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet,” *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, vol. 2, no. 1, pp. 28–33, 2023.
- [17] T. Ayu, V. Dwi, and A. E. Minarno, “Pendiagnosa daun mangga dengan model Convolutional Neural Network,” *Jurnal Computational and Applied Mathematics (CESS)*, vol. 6, no. 2, 2021.
- [18] I. P. Agus, K. Hidjah, N. Sulistianingsih, and G. Hendro, “JTIM : Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia Implementasi Arsitektur Deep Convolutional Neural Network (CNN) dengan Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Kulit,” vol. 7, no. 3, pp. 461–477, 2025.