

KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN ALPUKAT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS CITRA

Devi Lisnawati ¹, Muhammad Fachrie ²

¹ Program Studi Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta

² Program Studi Sains Data, Universitas Teknologi Yogyakarta

Jalan Ring Road Utara Jombor Sleman, Yogyakarta

devilisnawati0105@gmail.com

ABSTRAK

Tanaman alpukat memiliki nilai ekonomi yang tinggi, tetapi sangat mudah terkena berbagai penyakit seperti antraknosa, bercak coklat, bercak kuning, dan daun keriting yang dapat menurunkan mutu serta jumlah hasil panen. Deteksi penyakit dengan cara tradisional yang masih dilakukan secara manual oleh petani sering kali tidak akurat dan memakan waktu yang cukup lama, sehingga dibutuhkan sistem otomatis yang mampu dengan cepat dan tepat mengidentifikasi penyakit. Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem klasifikasi penyakit pada daun alpukat berbasis citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dapat secara otomatis mengenali pola visual pada daun. Metode penelitian meliputi pengumpulan data primer yang terdiri dari citra daun alpukat yang dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan proporsi masing-masing 80%, 10%, dan 10%. Proses *pre-processing* dilakukan dengan menggunakan *ImageDataGenerator* untuk augmentasi data, sementara arsitektur CNN dikembangkan menggunakan *TensorFlow* dan *Keras* dengan optimisasi *AdamW*. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa model CNN yang dibuat mampu mencapai akurasi 92%, yang menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun alpukat tanpa tanda-tanda *overfitting*. Sistem ini diterapkan dalam bentuk aplikasi berbasis web yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra daun dan mendapatkan deteksi secara otomatis. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat membantu petani dan kalayak umum dalam mendeteksi penyakit pada tanaman alpukat lebih awal sehingga dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil panen.

Kata kunci : Klasifikasi citra, CNN, Penyakit Tanaman.

1. PENDAHULUAN

Tanaman alpukat merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi serta banyak dibudidayakan di Indonesia. Namun, produktivitasnya saat ini sering menurun karena akibat dari serangan berbagai jenis penyakit dan hama, seperti antraknosa, bercak coklat, bercak kuning, dan daun keriting. Penyakit tersebut muncul yang ditandai dengan perubahan warna pada daun, bentuk, serta tekstur yang jika tidak segera ditangani dapat menyebabkan kerusakan serius pada pohon sehingga dapat menurunkan hasil panen. Terjadinya gagal panen umumnya terjadi karena bencana alam, tanaman diserang oleh hama atau penyakit tertentu. Banyak petani yang hanya mengetahui kalau tanamannya terkena penyakit tanpa tahu penyakit apa yang sedang menyerang tanamannya [1].

Saat ini, Penyakit pada tanaman alpukat masih banyak diidentifikasi dengan mengandalkan pengamatan secara konvensional oleh ahli atau petani dan itu memerlukan waktu, tenaga, bahkan pengetahuan khusus yang sering kali tidak efisien dan rentan terhadap kesalahan. Apabila penyakit tersebut tidak terdeteksi sejak dini dan tidak segera ditangani maka penyakit tersebut dapat menyebar dengan cepat sehingga dapat menyebabkan kerugian yang besar bagi petani. Maka dari itu, di era saat ini kita memerlukan sistem yang dapat memberikan solusi untuk mengatasi masalah ini seperti sistem cerdas yang dapat mendeteksi penyakit tanaman secara otomatis, cepat,

dan akurat berdasarkan citra. Tujuan dari penelitian ini Adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun alpukat berbasis citra dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan salah satu pendekatan yang efektif dalam mengenali pola visual penting yang kompleks pada sebuah citra dan ini sangat berguna bagi sistem untuk pengenalan objek, klasifikasi citra, dan segmentasi citra [2].

Berdasarkan permasalahan tersebut, rencana penyelesaian masalah dilakukan melalui beberapa tahapan, seperti pengumpulan data citra, melakukan *pre-processing*, merancang arsitektur CNN yang optimal, melakukan evaluasi model, dan yang terakhir yaitu melatih model dengan mengimplementasikannya ke dalam platform web. Sehingga sistem ini diharapkan dapat menganalisis penyakit yang terdapat pada tanaman alpukat berdasarkan citra daun secara otomatis, mengenali pola visual, dan memberikan diagnosis yang cepat dan juga tepat. Dengan adanya sistem ini, petani dapat mendeteksi penyakit pada tanaman alpukat lebih dini dan mengambil tindakan pencegahan yang tepat sehingga dapat meminimalkan kerugian yang dialami petani.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Banyak peneliti yang menjelaskan mengenai penggunaan CNN untuk melakukan analisis citra pada tanaman. Pada penelitian [3] penggunaan CNN efektif dalam mengklasifikasikan hama pada tanaman padi

dengan mengusulkan 3 jenis pembagian data training, data testing, dan penggunaan beberapa parameter untuk menghindari overfitting. Penelitian ini memanfaatkan citra dari hama tanaman padi untuk mengklasifikasikan jenis hama untuk membantu petani dalam penanganan hama lebih cepat. Menurut pendapat saya, penting untuk menjaga agar model tetap konsisten dan tidak terbebani oleh data pelatihan. Sehingga ada peluang untuk mengembangkan lebih lanjut dengan menambah variasi dataset untuk berbagai jenis tanaman padi.

Pada penelitian [1] penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi penyakit pada daun alpukat memberikan akurasi sebesar 80%. Penelitian ini memanfaatkan sebuah citra yang digunakan untuk mengenai gejala penyakit pada tanaman alpukat seperti bercak daun, perubahan warna pada daun, dan bentuk yang tidak normal. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman alpukat berdasarkan citra daun. Menurut saya, tingkat akurasi masih bisa ditingkatkan melalui penggunaan arsitektur CNN yang lebih kompleks, variasi augmentasi data, serta dioptimalkan pada bagian parameter pelatihan.

Pada penelitian [4] metode CNN maupun SVM dapat mencapai akurasi 100% dalam mengklasifikasi penyakit pada tanaman bawang merah dan penelitian ini juga menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence* (GLCM) sebagai fitur ekstraksi. Namun, metode SVN dengan kernel sigmoid dapat memberikan performa yang rendah sehingga perlu memilih kernel yang tepat dalam SVM. Menurut pendapat saya, penggabungan GLCM dengan CNN adalah metode yang menarik, tetapi pengujian terhadap data baru yang tidak pernah digunakan sebelumnya perlu diperkuat.

Pada penelitian [5] menunjukkan bahwa penggunaan CNN untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun pisang mendapatkan akurasi sebesar 92%. Penelitian ini menggunakan arsitektur VGG19 untuk meningkatkan akurasi model. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengklasifikasikan penyakit pada tanaman pisang berdasarkan citra daun. Menurut saya, penerapan arsitektur VGG19 yang lebih mendalam terbukti dapat meningkatkan kinerja model dalam mengidentifikasi pola yang kompleks.

Pada penelitian [6] metode CNN telah terbukti berhasil dalam melakukan klasifikasi gambar karena kemampuannya untuk mengekstrak fitur secara hierarkis dan mengenali pola yang kompleks dalam data yang berupa visual. CNN dapat secara otomatis mempelajari representasi spasial yang meningkatkan akurasi dalam identifikasi dan pengenalan objek. Penelitian ini mengungkapkan bahwa penggunaan CNN dalam klasifikasi jenis jerawat mencapai akurasi 88%, dengan hasil evaluasi yang konsisten melalui confusion matrix dan laporan klasifikasi. Menurut saya, penelitian ini menegaskan bahwa CNN memiliki

kekuatan universal dalam mendeteksi pola visual, baik pada gambar manusia maupun tumbuhan. Ini menunjukkan bahwa CNN adalah metode klasifikasi berbasis citra yang sangat fleksibel.

Pada penelitian [7] metode CNN dapat memberikan hasil klasifikasi yang tepat dan efektif karena model CNN yang digunakan pada penelitian ini memiliki empat lapisan konvolusi dan dua lapisan penuh, dengan jumlah filter masing-masing 32 dan 64 berukuran 3×3 pada setiap lapisan konvolusinya. Pada lapisan tersembunyi, fungsi aktivasi yang digunakan adalah ReLU, sedangkan lapisan output menggunakan softmax untuk menentukan kategori gambar bunga lily. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mencapai akurasi 100% pada data pelatihan dan 87% pada data pengujian, yang menunjukkan tingkat efektivitas yang tinggi dalam mengenali pola visual serta membedakan antara kategori gambar. Menurut saya, penelitian ini menunjukkan pentingnya keseimbangan dalam desain arsitektur antara kedalaman jaringan dan ukuran filter karena itu dapat menunjukkan bagaimana pemilihan parameter arsitektur dapat berdampak pada kinerja model.

Pada penelitian [8] mengungkapkan bahwa penggunaan metode CNN untuk mengenali jenis penyakit pada daun jagung menghasilkan kinerja yang sangat memuaskan, dengan tingkat akurasi pada pelatihan mencapai 91,5% dan akurasi pada validasi sebesar 91% setelah dilatih selama 10 epoch. Jumlah dataset yang dipakai berisi 4.188 gambar daun jagung yang diambil dari platform publik Kaggle. Model CNN ini menerapkan struktur berlapis yang mencakup tahapan pembelajaran fitur, terdiri dari lapisan konvolusi dan pooling, bersama dengan bagian klasifikasi yang melibatkan lapisan *flatten* dan *fully connected*. Hal ini membuat CNN lebih efisien dan akurat dalam mengenali pola citra daun yang rumit dengan tingkat akurasi di atas 90%. Menurut saya, berdasarkan penelitian ini CNN dapat digeneralisasi dengan baik untuk berbagai macam tanaman asalkan dataset yang dipakai cukup luas dan sesuai.

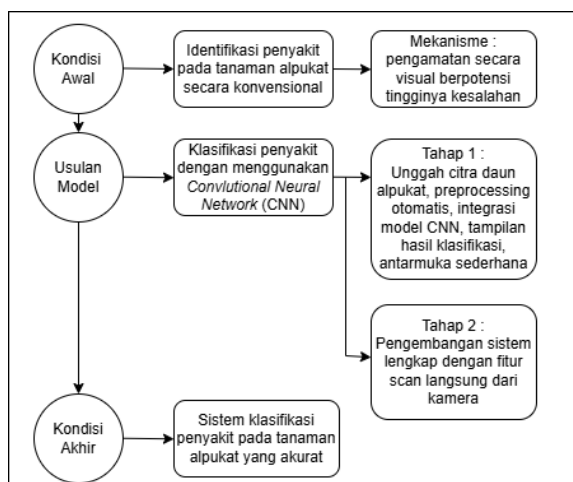
Pada penelitian [9] penggunaan CNN untuk klasifikasi gambar bumbu dan rempah menunjukkan hasil yang sangat baik dalam mengelompokkan objek visual yang memiliki kesamaan dalam bentuk dan tekstur. Model CNN yang diterapkan dalam penelitian ini terdiri dari dua lapisan konvolusional yang masing-masing menggunakan kernel berukuran 3×3 . Lapisan pooling juga menggunakan ukuran 3×3 , sedangkan lapisan tersembunyi memiliki 10 neuron dengan fungsi aktivasi tanh, dan lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan tiga kategori keluaran. Model ini mencapai akurasi pelatihan sebesar 98,75% dengan nilai loss 0,0769, serta akurasi pengujian sebesar 85% dengan loss 0,4773. Ketika diuji dengan data baru, model tetap menunjukkan performa yang baik dengan akurasi 88,89%. Menurut saya, perbedaan akurasi

antara data yang dilatih dan diuji menunjukkan bahwa perlu dilakukan pengujian silang untuk mendapatkan hasil yang lebih konsisten dan tidak hanya terfokus pada dataset tertentu.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian dirancang untuk memvisualisasikan alur dari pengembangan sistem klasifikasi penyakit tanaman alpukat secara sistematis. Kerangka penelitian ini menampilkan tahapan penelitian mulai dari identifikasi kondisi awal, pengumpulan data, proses analisis citra dengan *Convolutional Neural Network* (CNN), hingga evaluasi sistem untuk mencapai hasil yang diharapkan. Kerangka penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

3.2. Data Penelitian

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari kategori data primer. Data primer merupakan data yang dikumpulkan secara langsung pada sumbernya salah satunya dengan cara dokumentasi. Metode dokumentasi ini saya buat secara individu dengan mengumpulkan melalui dokumentasi gambar. Saya menggunakan metode ini karena dengan menggunakan data primer, saya bisa mendapatkan informasi dan data sesuai dengan kebutuhan saya. Citra daun pada tanaman alpukat diambil secara langsung dari tanaman alpukat yang ada di lingkungan sekitar dengan menggunakan kamera smartphone dengan resolusi, pencahayaan, dan sudut pengambilan citra yang konsisten untuk memastikan kualitas citra yang diambil itu baik. Citra yang telah diambil dari lapangan kemudian akan diberi label berdasarkan jenis penyakit yang teridentifikasi. Terdapat dua kategori daun sehat dan daun terinfeksi dan didalam kategori daun terinfeksi terdapat pelabelan untuk setiap penyakit seperti antraknosa, bercak coklat, bercak kuning, atau daun keriting. Sampel data dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Sampel Data

Kategori	Citra
Daun Sehat	
Antraknosa	
Keriting	
Bercak Cokelat	
Bercak kuning	

3.3. Arsitektur Model

Arsitektur model yang digunakan dalam sistem klasifikasi penyakit tanaman alpukat ini dibangun dengan menggunakan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan algoritma yang memiliki hasil akurasi paling signifikan dalam konteks citra digital. CNN ini sangat efektif dalam analisa gambar secara visual karena dengan adanya sekumpulan lapisan, data dikelompokkan berdasarkan fungsinya. CNN memiliki dua bagian besar, yaitu feature extraction layer yang digunakan untuk ekstraksi ciri dan layer yang memiliki hubungan dengan aktivasi softmax untuk layer klasifikasi. Sedangkan yang satunya yaitu classification layer yang terdiri dari flatten, fully connected layer, dan softmax [10].

CNN merupakan model pada jaringan syaraf tiruan yang umumnya digunakan untuk pengenalan pola. Dan digunakan untuk ekstraksi fitur visual seperti pengenalan objek, klasifikasi citra, atau segmentasi suatu citra. Dimana CNN ini pada deep learning digunakan sebagai pengambilan input dan akan memberikan bobot bias yang dapat memperelajari fitur. CNN dapat dikatakan sebagai pengembangan dari multilayer perceptron yang memang dibuat untuk mengolah data dua dimensi sehingga operasi linear digunakan sebagai operasi konvolusi sedangkan bobot berbentuk empat dimensi yang berisi kumpulan kernel konvolusi. CNN masuk ke dalam jenis deep learning neural network karena memiliki kedalaman jaringan yang tinggi dan kebanyakan diaplikasikan pada kasus klasifikasi citra [2].

Adapun tahapan yang dilakukan untuk klasifikasi pada sistem ini untuk mendapatkan hasil yang diinginkan seperti preprocessing, model CNN, klasifikasi, dan lain – lain. Untuk tahapan yang pertama yaitu preprocessing. Pada tahapan ini, saya

menggunakan ImageGenerator dan Tensorflow keras untuk melakukan augmentasi data citra. Tujuannya yaitu untuk memperbesar variasi data latih sehingga tidak mudah overfitting. Selanjutnya yaitu tahapan yang menggunakan arsitektur CNN yang dibuat dengan menggunakan `tf.keras.models.sequential` untuk melakukan klasifikasi gambar. Arsitektur ini terdiri dari beberapa lapisan utama yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur gambar. Lapisan tersebut seperti lapisan konvolusi (Conv2D), lapisan pooling (MaxPooling2D), lapisan Flatten, dan dua lapisan Dense. Setelah itu mengompilasi model CNN sebelum melakukan proses pelatihan dimulai dengan menggunakan `categorical_crossentropy` untuk

mengukur seberapa jauh model dapat memprediksi dari model sebenarnya agar proses pelatihan model semakin akurat.

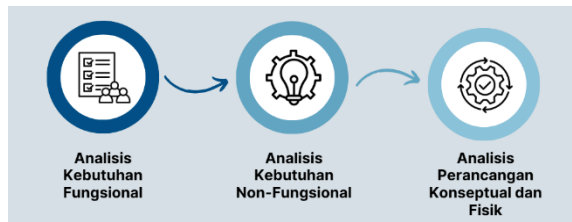
Selain itu juga menggunakan optimizer AdamW untuk pembaruan bobot yang efisien dengan regulasi dan metrik akurasi untuk menilai performa model selama pelatihan. Setelah itu melanjutkan ke proses pelatihan (training) menggunakan data yang telah disiapkan melalui `train_generator` dan `validation_generator`. Setelah itu akan menghasilkan informasi seperti nilai akurasi dan loss per epoch. Untuk arsitektur CNN pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Arsitektur CNN

Jenis Layer	Jumlah Filter/Neuron	Ukuran Kernel	Fungsi Aktivasi
Input layer	-	$128 \times 128 \times 3$	-
Convolutional layer 1	32	3×3	ReLU
MaxPooling 1	-	2×2	-
Convolutional layer 2	64	3×3	ReLU
MaxPooling 2	-	2×2	-
Convolutional layer 3	128	3×3	ReLU
MaxPooling 3	-	2×2	-
Flatten layer	-	-	-
Dense layer 1 (Hidden)	128	-	ReLU
Dropout	-	-	-
Dense layer 2 (output)	10	-	Softmax

3.4. Analisis Perancangan

Tahapan penelitian yang digunakan dalam pembuatan sistem ini diawali dengan proses perancangan yang terstruktur. Untuk proses perancangan tersebut dapat dilihat pada gambar 2



Gambar 2. Analisis Perancangan

Gambar tersebut merupakan sebuah langkah awal yang dilakukan untuk analisis kebutuhan yang dibutuhkan dalam sistem. Langkah – langkah yang rinci dan terstruktur sangat penting dalam menyusun sistem agar sistem dapat digunakan secara optimal oleh pengguna sesuai dengan kebutuhan. Kebutuhan tersebut disusun untuk memastikan setiap komponen dapat sesuai dengan kebutuhan pengguna.

3.5. Analisis Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional dapat dijelaskan dalam 3 hal yaitu kebutuhan jenis masukan, proses-proses yang dibutuhkan, dan luaran yang diharapkan. Berikut adalah penjelasan detailnya:

3.6. Kebutuhan masukan

Sistem ini memerlukan beberapa jenis masukan agar dapat berfungsi dengan baik. Masukan tersebut meliputi:

a. Citra

Citra digital dari daun alpukat harus diambil menggunakan kamera smartphone dengan resolusi dan pencahayaan yang memadai untuk memastikan kualitas citra yang baik. Format citra yang disarankan yaitu JPG, JPEG, PNG, atau format gambar lainnya.

b. Label penyakit tanaman alpukat.

Informasi dari label yang digunakan harus sesuai dengan citra, seperti “sehat”, “antraknosa”, “bercak coklat”, “bercak kuning”, atau “daun keriting”. Label tersebut digunakan untuk melatih model dan memvalidasi hasil klasifikasi.

3.7. Kebutuhan proses

Proses – proses yang dibutuhkan dalam sistem ini, yaitu:

a. Preprocessing citra.

Melakukan resizing untuk mengubah ukuran citra menjadi seragam. Lalu melakukan normalisasi untuk menyesuaikan nilai piksel citra ke rentang 0 – 1 untuk memudahkan proses training. Yang terakhir yaitu augmentasi data untuk melakukan transformasi, seperti rotasi, flipping, atau cropping gunanya untuk meningkatkan variasi data.

b. Ekstraksi fitur.

Menggunakan CNN untuk melakukan ekstraksi fitur – fitur penting dari citra, seperti tepi, tekstur,

atau pola tertentu yang terkait dengan gejala penyakit dari tanaman alpukat.

c. Klasifikasi.

Menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk melakukan klasifikasi citra ke dalam kelas – kelas penyakit yang sesuai.

d. Pelatihan model.

Melakukan pelatihan model menggunakan dataset yang sudah disiapkan sebelumnya dengan teknik backpropagation dan optimasi menggunakan algoritma seperti adam.

e. Validasi dan evaluasi.

Melakukan validasi model menggunakan data validasi dan mengevaluasi performa model menggunakan metrik, seperti akurasi, dan loss.

3.8. Kebutuhan luaran

Luaran yang diharapkan dari sistem ini adalah:

a. Hasil klasifikasi.

Prediksi dari kelas penyakit yang terdeteksi pada citra tanaman alpukat, seperti “sehat”, “antraknosa”, “bercak coklat”, “bercak kuning”, atau “daun keriting”. Probabilitas dari setiap kelas penyakit tersebut, dapat menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap prediksi yang dilakukan.

b. Laporan analisis. Laporan statistik mengenai performa model, seperti akurasi, confusion matrix, dan metrik evaluasi lainnya. Visualisasi dari hasil klasifikasi, seperti grafik atau label yang menunjukkan distribusi penyakit yang terdeteksi.

3.9. Analisis Kebutuhan Non-Fungsional

Kebutuhan non fungsional dijelaskan dalam 2 hal, yaitu kebutuhan perangkat lunak, dan kebutuhan perangkat keras. Berikut penjelasan detailnya:

3.10. Kebutuhan perangkat lunak

a. Bahasa pemrograman.

Bahasa pemrograman utama yang digunakan yaitu python untuk mengembangkan model deep learning dan melakukan analisis data.

b. Framework dan library.

Menggunakan TensorFlow sebagai framework untuk membangun dan melatih model CNN. Lalu menggunakan library untuk memproses citra digital, seperti resizing, normalisasi, dan augmentasi. Setelah itu menggunakan Numpy dan Pandas untuk memanipulasi data dan analisis numerik. Menggunakan matplotlib atau seaborn untuk memvisualisasikan data dan hasil analisis seperti akurasi dan loss.

c. Environment.

Menggunakan Jupyter notebook sebagai environment untuk mengembangkan dan menguji kode secara interaktif.

d. Sistem operasi.

Menggunakan windows sebagai sistem operasi yang mendukung instalasi dan eksekusi perangkat lunak lainnya.

3.11. Kebutuhan perangkat keras

a. Laptop.

Menggunakan laptop untuk mengembangkan dan melakukan pelatihan model dengan RAM minimum 8 GB atau lebih untuk pelatihan model CNN yang lebih efisien.

b. Smartphone.

Menggunakan smartphone yang memiliki resolusi tinggi untuk mengambil citra daun dan dilengkapi dengan fitur auto fokus serta pencahayaan yang cukup untuk memperoleh citra daun alpukat yang berkualitas,

c. Koneksi internet.

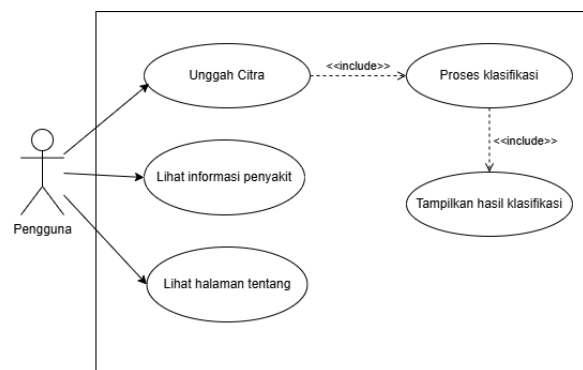
Menggunakan koneksi internet untuk beberapa keperluan seperti pengunduhan library, dokumentasi, serta penggunaan platform lain berbasis cloud untuk melakukan pelatihan model CNN.

3.12. Analisis Perancangan Konseptual dan Fisik

Perancangan pada sistem klasifikasi penyakit tanaman alpukat berbasis analisis citra menggunakan metode CNN dilakukan melalui perancangan konseptual. Tujuannya yaitu untuk menggambarkan struktur yang logis dan teknis dari sistem yang akan dikembangkan, mulai dari alur kerja, dan algoritma yang digunakan. Berikut merupakan perancangan konseptual:

3.13. Use Case Diagram

Use case diagram pada sistem ini melibatkan satu actor, yaitu pengguna yang berinteraksi langsung dengan sistem melalui beberapa fitur utama. Disini pengguna dapat mengunggah citra daun alpukat sebagai input setelah itu sistem akan melakukan proses klasifikasi dengan menggunakan CNN, kemudian hasil klasifikasi akan ditampilkan. Selain itu pengguna juga dapat mengakses pada informasi penyakit yang berisi penjelasan tentang gejala dan penanganannya. Use case tersebut dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Use Case Diagram

3.14. Perangkat lunak

Sistem ini terdiri dari dua komponen yaitu backend (pemrosesan dan model AI) dan frontend (antarmuka pengguna). Kedua komponen tersebut diintegrasikan melalui arsitektur web client-server dimana model

CNN akan dijalankan disisi server (backend) dan pengguna dapat mengakses melalui tampilan web (front end).

a. Backend Model

Pada sistem ini menggunakan bahasa pemrograman python karena python mendukung banyak library terutama untuk machine learning, computer vision, dan pengolahan citra. Sintaksnya yang sederhana membuat prototipe maupun sistem jadi lebih efisien. Library utama yang digunakan yaitu tensorflow/keras sebagai alat untuk membangun, melatih, dan menyimpan model CNN. Fungsi dari backend sendiri yaitu untuk melakukan pemrosesan citra yang telah diunggah oleh pengguna, mengirim citra ke model CNN untuk klasifikasi, mengembalikan hasil prediksi ke frontend, dan juga mengklasifikasikan citra yang diunggah pengguna.

b. Frontend

Pada sistem ini menggunakan bahasa pemrograman HTML sebagai struktur halaman web dan CSS sebagai alat untuk mengatur tampilan halaman (seperti warna, tata letak, dan responsif). Fungsi frontend yaitu untuk memberikan antarmuka agar mudah digunakan, dan juga menyediakan fitur – fitur yang sangat memudahkan pengguna.

c. Web Framework: Flask

Pada sistem ini menggunakan framework flask karena mudah dalam mengintegrasikannya dengan model yang dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman python sehingga sangat mendukung REST API yang memungkinkan komunikasi antara frontend dan juga backend serta cocok untuk prototipe.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

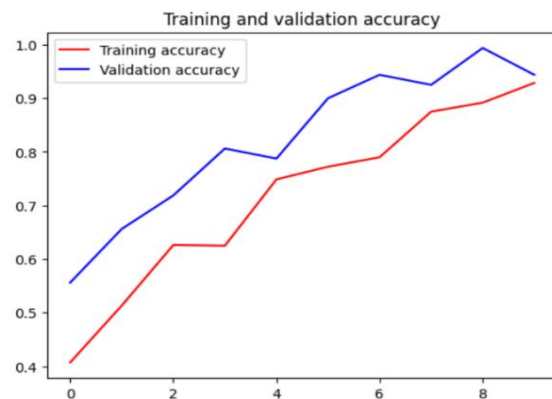


Gambar 4. Training dan Validation Accuracy

Berikut merupakan hasil dari penelitian sistem ini yang telah berhasil dikembangkan dengan memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang diintegrasikan ke dalam sebuah web. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.250 citra yang dibagi menjadi data train, validation, dan test dengan rasio split 80% 10% 10%. Hasil pengujian

menunjukkan bahwa model CNN dengan AdamW yang telah dilatih pada dataset ini berhasil mencapai akurasi sebesar 92% yang artinya performa tersebut baik dalam mengklasifikasikan penyakit. Untuk grafik training dan validasi akurasi dapat dilihat pada gambar 4.

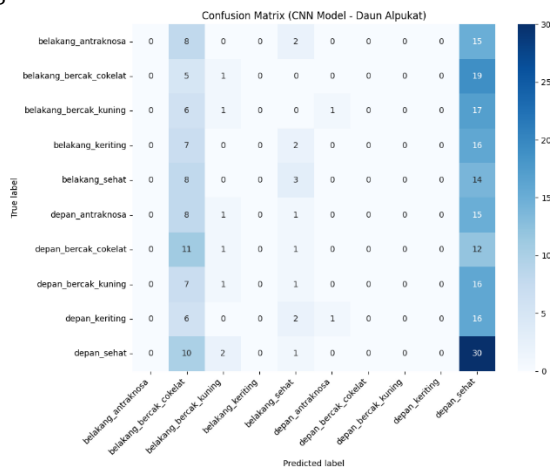
Grafik tersebut merupakan perkembangan tingkat akurasi data pelatihan dan validasi selama proses pelatihan model CNN. Garis merah merepresentasikan akurasi dari data pelatihan, sedangkan garis biru melambangkan akurasi dari data validasi. Dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa akurasi pelatihan meningkat secara bertahap dari sekitar 40% di awal pelatihan menjadi lebih dari 90% di epoch terakhir. Di sisi lain, akurasi validasi juga mengalami peningkatan yang konsisten, bahkan hampir mencapai 100% pada beberapa epoch terakhir. Peningkatan akurasi pada kedua jenis data ini menunjukkan bahwa model CNN sangat baik dalam mengenali fitur visual dari citra daun alpukat. Keselarasan antara akurasi pelatihan dan akurasi validasi menandakan bahwa model ini tidak hanya sesuai dengan data pelatihan tetapi juga dapat mengklasifikasikan data validasi dengan tepat. Dengan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model CNN yang digunakan efektif dalam klasifikasi penyakit pada daun alpukat dengan tingkat akurasi yang tinggi serta performa yang stabil. Lalu untuk grafik training dan validation loss dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Training dan Validation Loss

Grafik tersebut merupakan grafik yang menggambarkan hubungan antara nilai loss pelatihan dan loss validasi selama proses pengembangan model CNN. Dalam grafik tersebut, terlihat bahwa nilai loss pada data pelatihan (garis merah) dan data validasi (garis biru) mengalami penurunan yang cukup signifikan seiring dengan meningkatnya jumlah epoch. Di awal pelatihan, nilai kerugian pelatihan berada pada angka 1.4 dan terus berkurang hingga mencapai sekitar 0.2 di epoch terakhir. Demikian pula, kerugian validasi menurun dari sekitar 1.0 menjadi kurang dari 0.1. Penurunan nilai loss pada kedua jenis data itu menandakan bahwa model CNN berhasil mengenali pola-pola penting dari citra daun alpukat dengan baik. Selisih antara loss pelatihan dan validasi yang tidak

begitu besar menunjukkan bahwa model tidak mengalami masalah overfitting atau underfitting. sehingga, model ini memiliki kemampuan untuk melakukan prediksi terhadap data baru dengan tepat. Lalu terdapat confusion matrix yang dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 6. Confusion Matrix

Berdasarkan analisis confusion matrix tersebut, terlihat bahwa model mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi sebagian kategori. Hal ini menunjukkan bahwa model cenderung bias terhadap pola pada citra bercak cokelat, yang mungkin disebabkan oleh kesamaan karakteristik visual antar kategori daun yang terinfeksi atau citra antar kelas yang memiliki kemiripan warna dan pola tekstur. Di sisi lain, satu kategori yang dapat dikenali dengan baik adalah depan_sehat, dengan tingkat akurasi yang tinggi. Secara keseluruhan, kinerja model belum optimal sehingga diperlukan peningkatan seperti menambah data pelatihan, melakukan augmentasi citra, atau memperbaiki struktur CNN agar lebih akurat.

4.1. Pengujian

Sistem klasifikasi penyakit daun alpukat berbasis CNN yang telah dibangun ini, berhasil menjalankan fungsi utamanya yaitu, mendeteksi jenis penyakit menggunakan citra daun alpukat yang telah diunggah oleh pengguna. Berikut adalah pengujian model sistem untuk menilai keakuratan dan keandalan sistem. Tabel hasil dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 3. Tabel Hasil

Parameter	Nilai/Jenis
Optimizer	AdamW
Fungsi aktivasi	ReLU (pada hidden layer) dan Softmax (pada output layer)
Loss function	Categorical Crossentropy
Ukuran batch	32
Jumlah epoch	10
Learning rate	0.001
Rasio data train : validation : test	80% : 10% : 10%
Ukuran input citra	128 × 128
Akurasi model	92%

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mengidentifikasi penyakit pada daun alpukat dengan tingkat akurasi yang tinggi mencapai 92%, yang menandakan kemampuan model dalam mendeteksi pola visual dari citra daun secara otomatis dan efisien. Penerapan sistem berbasis web juga memudahkan para pengguna, khususnya petani, untuk melakukan deteksi penyakit dengan cepat, sehingga dapat menurunkan kemungkinan kerugian yang disebabkan oleh lambatnya penanganan. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa kelemahan, seperti terbatasnya jumlah dan ragam dataset yang digunakan, sehingga model belum sepenuhnya mampu mengenali citra daun dalam kondisi pencahayaan, sudut pengambilan, atau latar belakang yang beragam. Selain itu, sistem tersebut belum diuji di lapangan secara langsung, sehingga kinerjanya terhadap citra nyata masih belum sepenuhnya dapat dijamin. Untuk pengembangan di masa mendatang, disarankan agar penelitian selanjutnya diperluas variasi dataset dengan mempertimbangkan kondisi pencahayaan dan lingkungan yang berbeda, mengoptimalkan arsitektur CNN, serta mengintegrasikan sistem untuk mendukung deteksi penyakit secara real-time di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Vicky, F. Ayu, dan B. Julianto, "Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Alpukat Menggunakan Metode CNN."
- [2] B. N. Tri, C. Ningrum, E. N. Ni'mah, M. P. Arifin, A. Dusea, dan W. Dara, "Program Studi Teknik Informatika."
- [3] S. Yuliany dan A. Nur Rachman, "Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," 2022.
- [4] A. Zalvadila, L. Syafie, dan H. Darwis, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN," vol. 8, no. 3, 2023.
- [5] M. D. Pratama, R. Gustriansyah, dan E. Purnamasari, "Klasifikasi Penyakit Daun Pisang menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 10, no. 1, hlm. 1–6, 2024.
- [6] S. Dewi, F. Ramadhani, dan S. Djasmayena, "Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Gambar Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network)," *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 2, hlm. 68–73, 2024.
- [7] I. G. Perwati, N. Suarna, dan T. Suprpti, "Analisis Klasifikasi Gambar Bunga Lily Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn) Dalam Pengolahan Citra," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 3, hlm. 2908–2915, 2024.

- [8] A. Maulana dan A. Yoggyanto, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung," dalam *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 2024, hlm. 251–256.
- [9] R. A. Boimau dan Y. R. Kaesmetan, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *Repeater: Publikasi Teknik Informatika dan Jaringan*, vol. 2, no. 3, hlm. 26–34, 2024.
- [10] D. A. Nurlitasari, R. Magdalena, dan R. Y. N. Fu'adah, "Analisis Performasi Sistem Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network," *Journal Of Electrical And System Control Engineering*, vol. 5, no. 2, hlm. 91–99, Feb 2022, doi: 10.31289/jesce.v5i2.5691