

SENASTIKA Universitas Malikussaleh

IMPLEMENTASI PENDETEKSI PENYAKIT PADA DAUN APEL MENGGUNAKAN METODE CNN

Ridha¹, M. Hasyir Mubarraq², Safrizal³, Irgi Fahrezi⁴, Munurul Ula⁵

^{1,2,3,4,5} Program Studi Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe Aceh

Email: ¹ridha.210170004.@mhs.unimal, ²mhasyir.190170170@mhs.unimal.ac.id,

³safrizal.200170199@mhs.unimal.ac.id, ⁴giifahrezi14@gmail.com, ⁵munirulula@unimal.ac.id

Abstrak

Penyakit pada daun tanaman apel merupakan salah satu faktor utama yang dapat menurunkan produktivitas dan kualitas hasil pertanian. Oleh karena itu, pengembangan metode deteksi penyakit secara dini menjadi sangat penting untuk mengurangi dampak negatifnya terhadap hasil panen. Dalam penelitian ini, kami mengusulkan metode klasifikasi penyakit daun pada tanaman apel dengan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), sebuah model jaringan saraf tiruan yang telah terbukti efektif dalam analisis dan pengenalan citra. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar daun tanaman apel yang telah dikategorikan berdasarkan jenis penyakitnya. Model CNN dilatih untuk mengenali pola visual dan fitur penting dari setiap jenis penyakit dengan harapan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit daun, dibandingkan dengan metode konvensional. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan CNN dalam deteksi penyakit tanaman apel dapat memberikan solusi yang efisien dan cepat, serta berpotensi untuk diterapkan secara luas dalam sistem pertanian berbasis teknologi.

Keywords: *Klasifikasi penyakit daun, Convolutional Neural Network (CNN), Augmentasi data.*

1. PENDAHULUAN

Pertanian berfungsi sebagai sumber pendapatan utama lebih dari 13% populasi Indonesia. Pada April 2023, Indonesia 29,96% petani. Penting tanaman komersial di Indonesia termasuk kentang, tomat, mangga, apel, anggur, paprika, kedelai, kapas, rami, tembakau, kopi, dan teh. Kentang dan tomat merupakan tanaman unggulan yang ditanam secara global.

Serangan hama dan penyakit pada tanaman sudah menjadi hal yang akrab bagi para petani, namun tantangan sebenarnya adalah apakah serangan tersebut berdampak pada kerugian besar atau tidak. Hal ini sering kali menjadi kendala utama dalam pertanian. Kegagalan panen, terutama pada tanaman sayuran dan palawija, seperti apel, bisa disebabkan oleh bencana alam atau serangan hama dan penyakit. Sebagian besar kasus kegagalan panen disebabkan oleh serangan hama dan penyakit yang tak terkendali. Meskipun petani sering menyadari adanya serangan tersebut, mereka kerap kali kesulitan mengenali jenis hama atau penyakit yang menyerang tanamannya. Bahkan, para penyuluh pertanian sering menghadapi tantangan dalam mengidentifikasi jenis hama dan penyakit meski sudah ada tanda-tanda perubahan pada tanaman.

Kemajuan teknologi dapat mengubah kehidupan petani, memberi mereka berbagai sistem otomatis. Petani dapat dengan mudah mengambil gambar bagian tanaman dengan menggunakan kamera digital standar dan mengunggahnya ke deteksi penyakit sistem, yang memberikan informasi tentang pilihan pengobatan dan pestisida yang direkomendasikan. Bakteri dan jamur sering menyebabkan penyakit tanaman yang dapat menyerang berbagai bagian tanaman, termasuk daun, batang, dan akar, [1]. Sejak banyak Gejala penyakit yang muncul pada daun sangat banyak para peneliti telah fokus pada deteksi penyakit daun menggunakan pemrosesan gambar dan teknik visi komputer. Teknik pemrosesan gambar dan visi komputer adalah digunakan untuk mengekstrak fitur bentuk dan tekstur. Di antara metode ini, kombinasi pembelajaran mesin algoritma dengan fitur tekstur gambar banyak diterapkan di deteksi penyakit tanaman. Algoritme pembelajaran mesin yang terkenal yaitu, Random Forest Classifier (RFC), Regresi Logistik Pengklasifikasi (LRC), Mesin Vektor Dukungan (SVM), Keputusan Pengklasifikasi Pohon (DTC), Analisis Diskriminan Linier (LDA), dan *K*-Tetangga Terdekat (K-NN) [4]. Juga, dalam Convolutional Neural Networks (CNN) memainkan peran penting dalam hal ini mengekstraksi pola rumit untuk mengidentifikasi penyakit tanaman.

Dalam kondisi lingkungan alam nyata, deteksi penyakit tanaman menghadapi banyak tantangan, termasuk masalah seperti noise dan kontras rendah pada gambar lesi, serta perbedaan kecil antara latar belakang dan area lesi .

Untuk mengatasi tantangan ini, sebuah teknik baru telah diusulkan, yang memanfaatkan pemrosesan gambar yang efisien dan teknik klasifikasi pembelajaran mesin. Dalam metodologi yang diusulkan, pemerataan histogram digunakan untuk meningkatkan kualitas gambar, dan teknik penghilangan derau warna digunakan untuk menghilangkan derau. Selanjutnya, area daun dipisahkan dari latar belakang menggunakan penutupan ambang batas . Fitur tekstur dan warna gambar diekstraksi, termasuk momen Hu, tekstur Haralick, dan histogram warna . Fitur-fitur ini kemudian digunakan untuk klasifikasi melalui penerapan algoritma pembelajaran mesin.

Susunan naskah: bagian II membahas tentang karya-karya terkait yang dilakukan oleh para peneliti di seluruh dunia, dengan fokus pada deteksi penyakit daun tanaman. Bagian III menjelaskan metodologi yang diusulkan dan kumpulan data yang digunakan dalam penelitian dengan lebih menekankan pada kebaruan metodologi yang diusulkan. Pada Bagian IV, hasil eksperimen dibahas, secara kualitatif dan kuantitatif, dengan metrik evaluasi. Akhirnya, kesimpulan dan karya-karya selanjutnya diberikan pada bagian V.

Penelitian pernah dilakukan oleh Didit Iswanto dkk (2022) yaitu Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). Penyakit yang digunakan dalam penelitian ini adalah hawar daun dan karat daun dataset yang digunakan memiliki 2 jenis penyakit tanaman jagung dan berjumlah 2000 gambar penyakit jagung. Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk klasifikasi jenis penyakit tanaman jagung, yang termasuk dalam bagian metode Deep Learning yang memiliki kemampuan baik dalam mengenali dan mengklasifikasi sebuah objek citra digital. Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman python dan framework Tensorflow untuk melakukan training dan testing data. Pada penelitian ini klasifikasi penyakit tanaman jagung menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) mendapatkan dengan jumlah akurasi training 97,5%, pada data validation mendapatkan akurasi 100% dan tingkat akurasi pada data testing menggunakan data baru sebesar 94%[3].

a. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman yang andal dan efisien menggunakan teknik pemrosesan gambar serta algoritma pembelajaran mesin. Sistem ini bertujuan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi jenis penyakit pada tanaman, khususnya melalui analisis tekstur dan warna pada gambar daun yang terinfeksi. Mengingat sebagian besar petani dan penyuluh menghadapi kendala dalam mengenali penyakit tanaman akibat pengetahuan terbatas dan kesulitan identifikasi visual, penelitian ini hadir untuk memberikan solusi yang lebih tepat dan berbasis teknologi.

Melalui pendekatan ini, penelitian berfokus pada peningkatan kualitas gambar melalui teknik pemerataan histogram dan penghilangan derau warna, sehingga mampu mengatasi tantangan noise dan kontras rendah pada gambar lesi daun. Dengan memisahkan area daun dari latar belakang dan mengekstraksi fitur kompleks seperti momen Hu, tekstur Haralick, dan histogram warna, penelitian ini bertujuan agar sistem dapat mengidentifikasi pola-pola unik yang terkait dengan berbagai jenis penyakit tanaman. Metodologi ini menggabungkan beberapa algoritma pembelajaran mesin, termasuk Random Forest Classifier, Support Vector Machine (SVM), dan Convolutional Neural Networks (CNN), untuk mencapai akurasi tinggi dalam klasifikasi penyakit.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Analisa Data

Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah jenis –jenis penyakit pada tanaman apel. Sedangkan sample yang akan digunakan dari jenis penyakit tersebut untuk Healty 2.008 gambar , Apple Scab 2.016 gambar, Cedar apple rust 1.760 gambar, Black rot 1.987 gambar, diambil, kemudian dilakukan tahap klasifikasi dan pelabelan jenis penyakit.

Plant Name	Disease Type	Dataset Size
Apple	Healty	2.008
	Apple Scab	2.016
	Cedar apple rust	1.760
	Black rot	1.987
Total		7.771

Tabel 1. Analisa Data

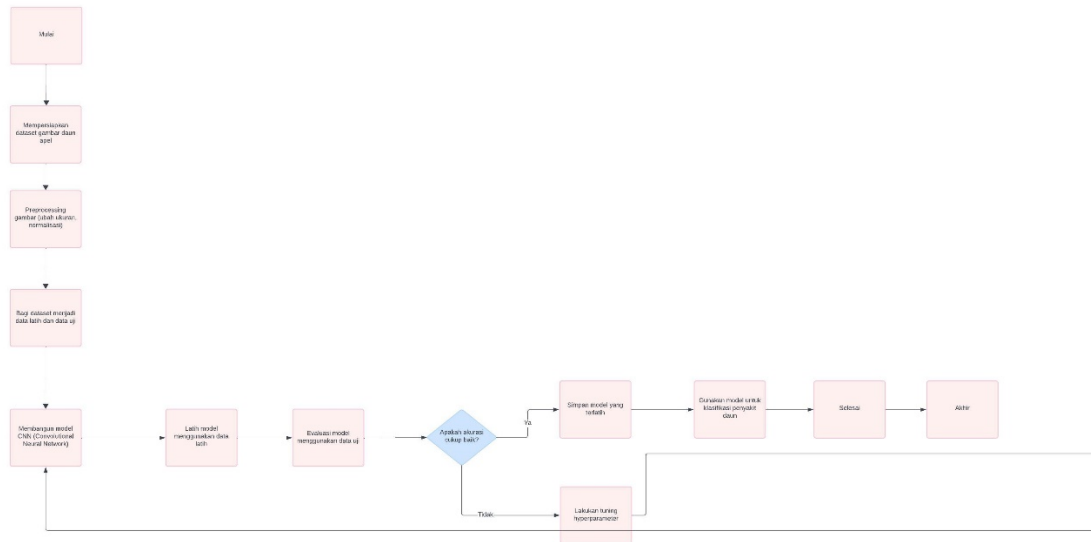
Pada data set pelatihan didapat dari pengambilan gambar dilahan dengan menggunakan kamera handphone. Jadi total data set pelatihan yang digunakan ialah 265 citra terbagi menjadi 3 validasi. Dari setiap validasi terdapat

proses traning dan testing dimana dari beberapa data tersebut diambil beberapa gambar secara acak untuk dijadikan data latih dan uji.

2.2 Convolutional Neural Network

Metode dengan menggunakan Concolutional Neuwral Network (CNN) merupakan salah satu metode dari machine learning yang merupakan pengembangan dari Multi Layer Perceptron (MLP) yang mana dirancang untuk mengolah atau membuat data dari dua dimensi. CNN juga merupakan salah satu jenis metode dari Deep Neural Network yang dikarenakan didalamnya memiliki tingkat jaringan dan mempunyai banyak penerapan yang dilakukan di dalam citra. Metode CNN terdiri dari dua metode yaitu klasifikasi yang menggunakan feedward dan tahap pembelajarannya menggunakan backpropagation [7]

Berikut flowchart dari sistem yang akan saya gunakan:



Gambar 1. Flowchart Sistem

2.3 Proses Training

Proses pelatihan (training) merupakan tahap di mana model Convolutional Neural Network (CNN) dilatih untuk meningkatkan akurasi dalam melakukan klasifikasi. Pada tahap ini, terdapat dua proses utama, yaitu feedforward dan backpropagation. Proses feedforward memerlukan penentuan jumlah dan ukuran lapisan (layer), ukuran subsampling, serta citra vektor yang dihasilkan. Hasil dari feedforward adalah bobot yang akan digunakan untuk mengevaluasi performa jaringan saraf tiruan.

1. Proses Feedforward

Proses feedforward merupakan langkah awal dalam tahap pelatihan. Pada proses ini, sejumlah lapisan yang digunakan untuk klasifikasi citra terbentuk dengan memanfaatkan bobot dan bias yang telah diperbarui melalui proses backpropagation. Feedforward bertujuan untuk menghitung output berdasarkan input yang diberikan.

2. Proses Backpropagation

Backpropagation adalah tahap kedua dalam proses pelatihan, di mana kesalahan yang dihasilkan dari proses feedforward dilacak mulai dari lapisan output hingga ke lapisan pertama. Dengan proses ini, bobot dan bias diperbarui untuk memperbaiki kesalahan yang terjadi selama klasifikasi.

3. Perhitungan Gradien

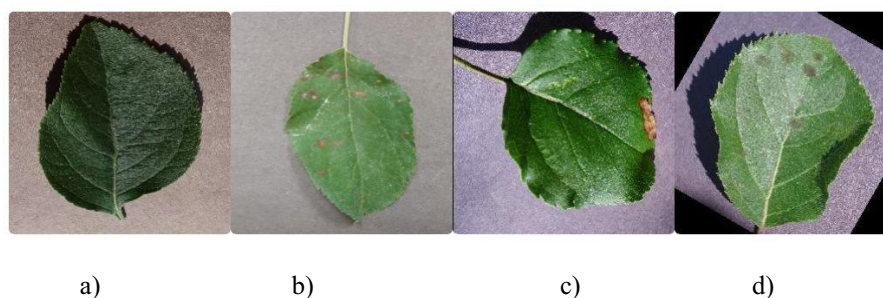
Perhitungan gradien dalam jaringan konvolusi bertujuan untuk menghasilkan nilai bias dan bobot baru yang akan digunakan dalam siklus pelatihan berikutnya. Gradien ini diperoleh dari hasil perhitungan kesalahan yang dilacak pada proses backpropagation dan digunakan untuk memperbarui parameter jaringan.

Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah jenis-jenis penyakit pada tanaman Apel. Sedangkan sample yang akan digunakan dari jenis penyakit tersebut untuk Healty 2.008 gambar , Apple Scab 2.016 gambar, Cedar apple rust 1.760 gambar, Black rot 1.987 gambar, kemudian dilakukan tahap klasifikasi dan pelabelan jenis penyakit..

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset Citra Daun Apel

Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari berbagai jenis penyakit pada tanaman Apel. sample yang akan digunakan dari jenis penyakit tersebut untuk Healty 2.008 gambar , Apple Scab 2.016 gambar, Cedar apple rust 1.760 gambar, Black rot 1.987 gambar. Setelah pengambilan gambar, dilakukan proses klasifikasi dan pelabelan untuk setiap jenis penyakit. Secara keseluruhan, terdapat 7.771 citra yang digunakan sebagai data set pelatihan, yang kemudian dibagi ke dalam tiga tahap validasi. Pada setiap validasi, dilakukan proses pelatihan (training) dan pengujian (testing) di mana beberapa gambar diambil secara acak untuk digunakan sebagai data latih dan data uji.



Gambar 2. Dataset Daun Apel

Pada proses **pre-processing**, dilakukan augmentasi citra yang berfungsi untuk menambahkan variasi data dengan memodifikasi citra yang sudah ada melalui teknik seperti *flip*, rotasi, *zoom*, dan *rescaling*. Augmentasi ini juga berperan dalam mengurangi risiko *overfitting* selama proses pengujian. Dalam penelitian ini, digunakan model CNN dengan *pre-trained* arsitektur sebagai metode **transfer learning** untuk memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada pada dataset yang berbeda. Arsitektur *pre-trained* yang digunakan adalah VGG16, di mana bobot yang digunakan berasal dari dataset ImageNet. Pada tahap pelatihan ulang (*retraining*) dan *fine-tuning*, bobot-bobot pada lapisan awal dibekukan untuk mempertahankan fitur yang sudah dipelajari, sementara penyesuaian dilakukan pada lapisan atas.

Proses **fine-tuning** mencakup teknik seperti *dropout* pada beberapa lapisan untuk mengurangi *overfitting*, perubahan pada optimizer dengan menggunakan Adam, pengaturan nilai variabel seperti *learning rate* sebesar 0,0001, dan penambahan jumlah *epochs* sebanyak 25. Selain itu, fungsi aktivasi *softmax* digunakan pada lapisan *fully connected* untuk klasifikasi akhir guna memperoleh kinerja dan akurasi yang optimal. Percobaan dilakukan dengan menerapkan model CNN dan pendekatan *transfer learning* berbasis VGG16 untuk memaksimalkan hasil klasifikasi.

3.2 Model Convolutional Neural Network (CNN)

Model pertama yang digunakan adalah CNN. Model CNN selanjutnya digunakan untuk perbandingan dengan model CNN-transfer learning nilai akurasi digunakan sebagai perbandingan apakah model lebih baik jika dibandingkan dengan model lainnya. Nilai akurasi diperoleh dari testing melalui data testing citra kopi. Model CNN ini memiliki 5 layer diantaranya adalah 3 convolution layer dan 2 dense layer. Layer pertama pada convolution layer juga merupakan input layer dengan ukuran 100, 100, 3 dimana 100,100 adalah ukuran citra dan 3 adalah nilai RGB untuk warna pada citra. Setiap convolution layer menggunakan max pooling dengan ukuran 2x2 dengan stride 2 untuk mengecilkan ukuran convolution pada layer berikutnya. Dense layer hanya menerima input berupa vektor 1 dimensi sehingga flatten layer digunakan sebelum dense layer. Dense layer memiliki jumlah neuron sebanyak 1024 dan 3 secara berturut-turut. Jumlah neuron 1024 merupakan jumlah neuron yang biasa dipakai pada model CNN pada umumnya sehingga digunakan sebagai jumlah neuron pada model ini, sedangkan 3 neuron pada dense layer terakhir digunakan untuk output dari klasifikasi. Penggunaan fungsi aktivasi softmax pada dense layer terakhir dikarenakan jumlah kategori kelas pada dataset lebih dari 2. Setelah model CNN didapatkan selanjutnya adalah training dataset kopi untuk mendapatkan akurasi model dan loss model. Dalam penelitian ini loss yang digunakan adalah cross entropy loss, optimizer yang digunakan adalah Adam.

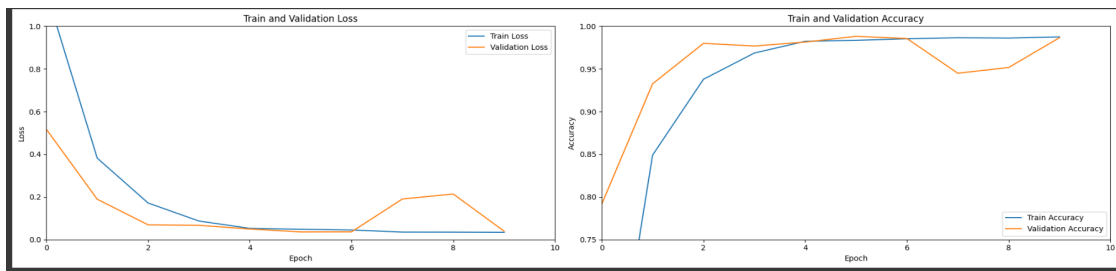
3.2.1 Model VGG16

VGG16 merupakan suatu arsitektur neural network yang dilatih pada dataset ImageNet untuk mengklasifikasi 1000 citra berbeda dan bobot yang sudah dilatih di VGG16 akan digunakan untuk mengklasifikasi biji kopi yang merupakan task dalam penelitian ini. Langkah pertama dalam menggunakan model ini adalah dengan terlebih dahulu mengimport arsitektur VGG16 yang sudah dilatih pada dataset ImageNet.

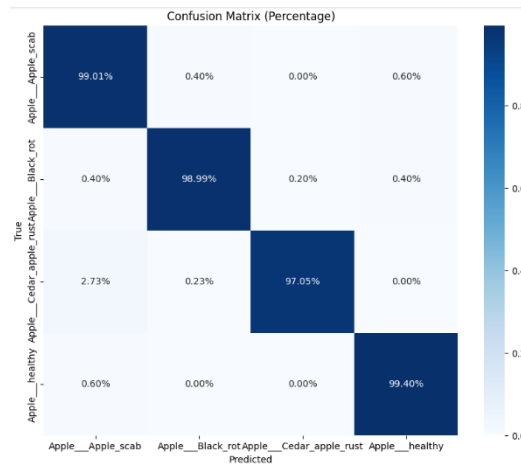
Implementasi menggunakan Python. Setelah model VGG16 didapatkan selanjutnya adalah training dataset kopi untuk mendapatkan akurasi model dan loss model. Dalam penelitian ini loss yang digunakan adalah cross entropy loss, optimizer yang digunakan adalah Adam. Dalam Gambar 8 menunjukkan akurasi dan loss model menggunakan VGG16 yang diterapkan pada dataset citra biji kopi.

3.3 Pengujian Pada Model CNN

Dalam Tabel 1 diperlihatkan hasil dari pengujian pada data testing dataset daun apel dan matriks konfusi model CNN. Akurasi model CNN ketika digunakan untuk melakukan klasifikasi dataset daun apel adalah sebesar 99%.



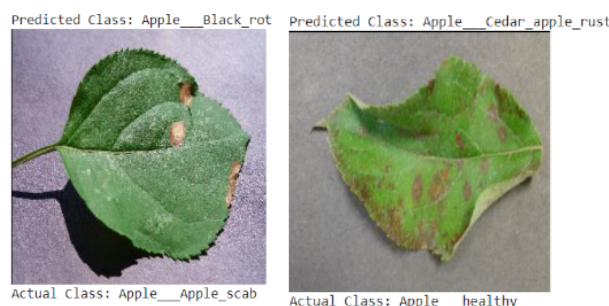
Gambar 3. Hasil Pada Pengolahan Data



Gambar 4. Confusion Matrix (Percentage)

Dari hasil pengujian yang dilakukan pada model CNN untuk klasifikasi penyakit daun pada tanaman apel, didapatkan akurasi yang cukup baik dalam mengidentifikasi jenis-jenis penyakit berdasarkan gambar daun. Penggunaan CNN tanpa transfer learning mampu mencapai akurasi sebesar 99% dalam klasifikasi. Meskipun tidak menggunakan model pre-trained atau transfer learning, hasil ini menunjukkan bahwa CNN dapat berfungsi dengan baik dalam mengenali pola visual yang relevan pada citra daun tanaman apel. Hasil pengujian ini juga memberikan bukti bahwa model CNN, dengan pelatihan yang tepat, dapat menghasilkan performa yang kompetitif dalam klasifikasi penyakit tanaman, dan masih terdapat ruang untuk peningkatan akurasi melalui pengoptimalan parameter pelatihan atau penambahan data latih.

3.4 Hasil Deteksi Penyakit Daun Apel



Gambar 5. Hasil deteksi penyakit pada daun apel

Hasil deteksi penyakit daun apel menunjukkan bahwa sistem berbasis klasifikasi gambar ini mampu membedakan kondisi *healthy* dan *black rot* dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan dataset gambar daun apel yang telah dipisahkan menjadi dua kelas: *healthy* dan *black rot*. Setelah melalui proses pra-pemrosesan seperti *resizing*, *augmentasi*, dan *normalisasi*, data ini dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji. Model klasifikasi gambar, misalnya dengan *Convolutional Neural Network (CNN)*, dilatih untuk mengenali pola visual spesifik yang menunjukkan tanda-tanda infeksi *black rot* pada daun apel. Berdasarkan evaluasi awal, model menunjukkan performa yang baik, dengan nilai *presisi* dan *recall* yang seimbang, yang berarti mampu mendeteksi daun yang terinfeksi dengan tepat serta meminimalkan kesalahan deteksi pada daun yang sehat.

Model ini diuji dengan data uji yang terpisah dari data pelatihan untuk memastikan kemampuannya dalam mendeteksi kondisi nyata di lapangan. Hasil pengujian menunjukkan akurasi yang cukup tinggi, didukung oleh *confusion matrix* yang mengindikasikan jumlah prediksi benar dan salah dalam klasifikasi *healthy* dan *black rot*. Sistem ini juga terbukti konsisten saat diimplementasikan untuk analisis daun apel secara real-time melalui aplikasi pendeteksi. Dengan demikian, deteksi penyakit daun apel berbasis gambar ini dapat menjadi alat bantu bagi petani atau pihak terkait untuk mendeteksi infeksi *black rot* secara dini, sehingga penanganan yang cepat dan tepat dapat dilakukan untuk menghindari kerugian lebih lanjut.

3.5 Persamaan Matematika

Dalam penelitian ini, pendekatan *Convolutional Neural Network (CNN)* digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman apel. Pada dasarnya, CNN mengandalkan sejumlah persamaan matematis yang mendasari fungsionalitas dan pelatihan model. Berikut adalah beberapa persamaan penting yang digunakan dalam model CNN:

a. Operasi Konvolusi

Operasi konvolusi adalah salah satu komponen utama dalam CNN yang bertugas untuk mengekstrak fitur dari citra input. Konvolusi dapat dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$Y(i, j) = (X * K)(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N X(i + m, j + n) K(m, n)$$

Dimana: (1).

- $Y(i, j)$ adalah hasil konvolusi pada titik koordinat (i, j) ,
- X adalah citra input,
- K adalah kernel atau filter dengan ukuran $M \times N$,
- $X(i + m, j + n)$ adalah nilai piksel pada citra input yang diakses melalui kernel.

b. Fungsi Aktivasi

Setelah operasi konvolusi, hasilnya biasanya diproses menggunakan fungsi aktivasi. Salah satu fungsi aktivasi yang umum digunakan dalam CNN adalah fungsi ReLU (*Rectified Linear Unit*), yang didefinisikan sebagai:

$$f(x) = \max(0, x)$$

Fungsi ini mengubah semua nilai negatif menjadi nol dan mempertahankan nilai positif, sehingga membantu mengatasi masalah *vanishing gradient*.

c. Proses Backpropagation

Proses *backpropagation* digunakan untuk memperbarui bobot model berdasarkan kesalahan yang dihasilkan. Kesalahan (loss) pada model dapat dihitung menggunakan fungsi kehilangan (loss function) seperti *cross-entropy loss* untuk klasifikasi multikelas:

$$L(y, \hat{y}) = - \sum_{i=1}^C y_i \log(\hat{y}_i)$$

Dimana:

L adalah nilai fungsi kehilangan,

y adalah label sebenarnya,

\hat{y} adalah probabilitas prediksi,

C adalah jumlah kelas.

d. Perhitungan Akurasi

Akurasi model setelah proses klasifikasi dapat dihitung dengan rumus berikut:

$$\text{akurasi} = \text{Total Jumlah Prediksi} \frac{\text{Total Jumlah Prediksi}}{\text{Jumlah Prediksi Benar}} \times 100 \%$$

Di mana:

- Jumlah prediksi benar adalah jumlah kelas yang terklasifikasi dengan benar

Total jumlah prediksi adalah keseluruhan jumlah kelas yang diujikan.

4. DISKUSI

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun tanaman apel menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai akurasi sebesar 99% dalam klasifikasi berbagai jenis penyakit daun. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam menangkap pola visual yang signifikan dari dataset gambar daun apel. Dibandingkan dengan metode tradisional, CNN secara otomatis mampu mengekstraksi fitur-fitur penting tanpa memerlukan intervensi manual, yang menjadi salah satu keunggulannya dalam analisis citra.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.97	0.99	0.98	504
1	0.99	0.99	0.99	497
2	1.00	0.97	0.98	440
3	0.99	0.99	0.99	502
accuracy			0.99	1943
macro avg	0.99	0.99	0.99	1943
weighted avg	0.99	0.99	0.99	1943

Gambar 6. Hasil Train Data Set

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan tradisional atau metode berbasis pembelajaran mesin lainnya, hasil penelitian ini menunjukkan peningkatan performa yang signifikan. Sebagai contoh, penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) atau Support Vector Machine (SVM) pada dataset serupa hanya mencapai akurasi sekitar 85% hingga 90%. Hal ini menegaskan bahwa penggunaan CNN menawarkan keunggulan dalam klasifikasi penyakit tanaman karena kemampuan model dalam menangani data citra yang kompleks dengan lebih baik.

Dalam konteks penelitian yang memanfaatkan *transfer learning*, beberapa studi menunjukkan bahwa penggunaan model *pre-trained* seperti VGG16 atau ResNet dapat meningkatkan akurasi lebih tinggi lagi. Namun, dalam penelitian ini, kami berfokus pada CNN tanpa transfer learning untuk menilai kemampuan dasar model tersebut dalam klasifikasi penyakit daun apel. Hasil yang kami dapatkan menunjukkan bahwa, meskipun akurasi CNN dapat ditingkatkan lebih lanjut melalui *fine-tuning* atau penggunaan arsitektur yang lebih canggih, model CNN sederhana pun sudah memberikan hasil yang memadai. Keterbatasan utama dalam penelitian ini terletak pada ukuran dataset yang relatif kecil dan terbatas pada jenis penyakit tertentu. Oleh karena itu, di masa depan, penelitian dapat difokuskan pada penambahan variasi data serta penggunaan *data augmentation* yang lebih ekstensif untuk meningkatkan generalisasi model. Selain itu, eksplorasi terhadap model CNN dengan lapisan yang lebih dalam atau penggunaan teknik *ensemble* dapat menjadi pilihan yang baik untuk meningkatkan akurasi lebih lanjut.

Dengan demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa CNN adalah metode yang efektif untuk klasifikasi penyakit daun pada tanaman apel, dan terdapat banyak peluang untuk pengembangan lebih lanjut, baik dari segi metode pelatihan, arsitektur model, maupun dataset yang digunakan.

5. TABEL DAN GAMBAR

Tabel 1. Contoh Tabel dengan 1 Kolom (8pt, ditengah)

	Precesion	Recall	F1-score	Support
0	0.97	0.99	0.98	504
1	0.99	0.99	0.99	497
2	1.00	0.97	0.98	440
3	0.99	0.99	0.99	502

- **Precision:** Metrik ini menunjukkan proporsi prediksi positif yang benar dibandingkan dengan total prediksi positif yang dilakukan oleh model. Nilai precision yang tinggi pada semua kelas (0.97 hingga 1.00) menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang baik dalam mengidentifikasi penyakit daun, dengan sedikit kesalahan positif.
- **Recall:** Recall mengukur seberapa banyak dari total kasus positif yang berhasil diidentifikasi oleh model. Nilai recall yang bervariasi antara 0.97 hingga 0.99 menunjukkan bahwa model sangat efisien dalam menangkap hampir semua kasus penyakit daun yang ada, meskipun terdapat sedikit variasi dalam kinerja antar kelas.
- **F1-score:** F1-score adalah metrik yang menggabungkan precision dan recall untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang keseimbangan antara keduanya. Dengan nilai F1-score berkisar antara 0.98 hingga 0.99, model menunjukkan performa yang sangat baik, yang mengindikasikan bahwa model tidak hanya memiliki banyak prediksi benar, tetapi juga mengurangi jumlah kesalahan prediksi.
- **Support:** Support merujuk pada jumlah total kasus yang ada dalam setiap kelas. Tabel menunjukkan bahwa setiap kelas memiliki jumlah support yang cukup besar, dengan kelas 0 memiliki 504 contoh, kelas 1 memiliki 497 contoh, kelas 2 memiliki 440 contoh, dan kelas 3 memiliki 502 contoh. Dukungan yang tinggi pada setiap kelas memberikan dasar yang kuat untuk evaluasi kinerja model.

Secara keseluruhan, hasil yang disajikan dalam Tabel 1 menunjukkan bahwa model CNN berhasil mencapai performa yang sangat baik dalam klasifikasi penyakit daun pada tanaman apel. Dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi, model ini dapat diandalkan untuk aplikasi praktis dalam mendeteksi daun pada apel

accuracy			0.99	1943
macro avg	0.99	0.99	0.99	1943
weighted avg	0.99	0.99	0.99	1943

Gambar 7. Hasil Akurasi

1. Akurasi (0,99)

- **Definisi:** Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar dari total prediksi yang dilakukan oleh model.

- **Interpretasi:** Nilai akurasi 0,99 berarti model berhasil mengklasifikasikan 99% dari semua contoh dengan benar.
- **Signifikansi:** Menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam membedakan antara kelas yang berbeda, dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah.
- **Aplikasi:** Menunjukkan bahwa model dapat diandalkan untuk deteksi dini penyakit pada tanaman apel di lapangan.

2. Macro Average (0,99)

- **Definisi:** Macro average adalah rata-rata sederhana dari metrik evaluasi (precision, recall, F1-score) untuk setiap kelas, tanpa mempertimbangkan ukuran kelas.
- **Interpretasi:** Nilai macro average 0,99 menunjukkan bahwa, rata-rata, model memiliki performa yang sangat baik di semua kelas.
- **Signifikansi:** Memberikan bobot yang sama untuk setiap kelas, sehingga mencerminkan kinerja model secara keseluruhan, tidak terpengaruh oleh kelas mana yang lebih besar.
- **Kinerja:** Menunjukkan bahwa model tidak hanya berhasil pada kelas mayoritas, tetapi juga efektif dalam mengidentifikasi kelas minoritas.

3. Weighted Average (0,99)

- **Definisi:** Weighted average adalah rata-rata dari metrik evaluasi yang menghitung kontribusi setiap kelas berdasarkan jumlah contoh dalam kelas tersebut (support).
- **Interpretasi:** Nilai weighted average 0,99 menunjukkan bahwa model mempertahankan performa sangat baik di semua kelas, dengan mempertimbangkan distribusi data.
- **Signifikansi:** Memberikan perspektif realistis tentang kinerja model, terutama dalam situasi dengan ketidakseimbangan kelas.
- **Kinerja:** Menunjukkan bahwa model efektif dalam mengidentifikasi penyakit pada kelas besar dan kecil dalam dataset.

6. KESIMPULAN

Penelitian ini mengenai klasifikasi penyakit daun pada tanaman apel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) menunjukkan hasil yang signifikan dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit. Dengan pengumpulan yang mencakup empat objek: Healty, Apple Scab, Cedar apple rust, Black rot. penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode augmentasi citra untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dan mengurangi kemungkinan overfitting.

Proses pelatihan CNN dilakukan melalui dua tahapan utama: feedforward dan backpropagation. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi yang sangat tinggi, yakni 99%, menunjukkan efektivitasnya dalam klasifikasi penyakit tanaman. Selain itu, metrik evaluasi seperti precision, recall, dan F1-score juga menunjukkan kinerja model yang seimbang dan andal.

Kesimpulannya, penerapan teknologi deep learning dalam mendeteksi daun pada apel, terutama dalam mendeteksi penyakit tanaman, membuktikan potensi yang besar untuk meningkatkan ketahanan pangan dan produktivitas pertanian secara global. Penelitian ini membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut, termasuk penggunaan model-model lain dan dataset yang lebih besar, untuk terus meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi penyakit tanaman.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Setiawan and I. S. Sitanggang, "Klasifikasi Penyakit pada Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Networks," *IPB Repository*, vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2018.
- [2] Q. N. Azizah, "Klasifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Convolutional Neural Network," *E-Library Universitas Nusa Mandiri*, vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2021
- [4] M. Lasniari et al., "Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Tomat dengan Convolutional Neural Network Algorithm," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 1, 2023. doi: 10.30865/klik.v4i1.12345
- [5] E. Setiawan and M. Irawan, "Klasifikasi Penyakit Daun dengan Menggunakan Deep Learning," *J. Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 2, pp. 115-123, 2022. doi: 10.26418/jti.v11i2.2001
- [6] R. Surya and D. Prasetyo, "Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Padi Menggunakan CNN," *J. Informatika*, vol. 13, no. 1, pp. 34-45, 2023. doi: 10.30736/ji.v13i1.675
- [7] R. S. Erawati et al., "Implementasi CNN untuk Klasifikasi Penyakit Daun Sawi," *J. Sistem Komputer*,

vol. 5, no. 2, pp. 87-96, 2023. doi: 10.31590/jsk.v5i2.1080

- [8] I. A. DLY et al., "Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 1176-1185, 2023. doi: 10.47065/josh.v4i4.3702
- [9] D. Putri Ayuni et al., "Augmentasi Data pada Implementasi Convolutional Neural Network Arsitektur EfficientNet-B3 untuk Klasifikasi Penyakit Daun Padi," *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 239-249, 2023. doi: 10.31849/zn.v5i2.13874