

# DETEKSI PENYAKIT DAUN KAPAS DENGAN *DEEP LEARNING* BERBASIS *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Bajra Bhagawanta<sup>1</sup>, Cahyono Budy Santoso<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Desain, Universitas Pembangunan Jaya, Tangerang Selatan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>bajra.bhagawanta@student.upj.ac.id, <sup>2\*</sup>cahyono.budy@upj.ac.id

(\*: coresponding author)

**Abstrak**-Penelitian ini mengembangkan model kecerdasan buatan dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi penyakit pada daun kapas secara akurat dan otomatis. Metode konvensional seperti observasi visual seringkali tidak efektif dalam mengidentifikasi penyakit tanaman. Dengan menggunakan pendekatan deep learning, khususnya CNN, penyakit seperti *Fusarium Wilt* dan *Bacterial Blight* dapat diidentifikasi secara otomatis dan akurat melalui analisis citra daun kapas. Teknologi ini memungkinkan tindakan pencegahan lebih cepat untuk meminimalisir kerugian serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Penelitian ini dilakukan melalui tahapan: pengumpulan data gambar daun kapas, *preprocessing*, *modelling*, analisis, dan evaluasi model menggunakan *confusion matrix* dan kurva ROC. Dengan dataset berisi 4.778 gambar dari enam kelas kondisi daun, model mencapai akurasi pelatihan 97% dan validasi 90% setelah 20 *epoch*, serta hasil evaluasi menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik dengan nilai *precision*, *recall*, *f1-score* yang tinggi, dengan nilai *Area Under Curve* (AUC) mendekati 1. Model ini mampu mendeteksi penyakit berdasarkan fitur visual dan memberikan hasil klasifikasi *real-time*, membuktikan bahwa CNN efektif dalam membantu identifikasi dini penyakit tanaman kapas.

**Kata Kunci:** *Convolutional Neural Network* (CNN), Deteksi Penyakit, Daun Kapas, *Deep Learning*, Klasifikasi Citra.

**Abstract-** *This research develops an artificial intelligence model using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm to detect diseases in cotton leaves accurately and automatically. Conventional methods like visual observation are often ineffective in identifying plant diseases. By utilizing a deep learning approach, specifically CNN, diseases such as Fusarium Wilt and Bacterial Blight can be identified automatically and accurately through image analysis of cotton leaves. This technology allows for quicker preventive actions to minimize losses and supports data-driven decision-making. The research was conducted through stages: data collection of cotton leaf images, preprocessing, modeling, analysis, and model evaluation using confusion matrix and ROC curve. With a dataset containing 4,778 images from six classes of leaf conditions, the model achieved a training accuracy of 97% and a validation accuracy of 90% after 20 epochs. The evaluation results showed excellent classification performance with high precision, recall, and f1-score values, and an Area Under Curve (AUC) value approaching 1. This model is capable of detecting diseases based on visual features and provides real-time classification results, proving that CNNs are effective in aiding early identification of cotton plant diseases.*

**Keywords:** *Convolutional Neural Network* (CNN), Disease Detection, Cotton Leaves, Deep Learning, Image Classification.

## 1. PENDAHULUAN

Sebagai salah satu komoditas andalan, kapas (*Gossypium sp.*) berperan besar dalam memasok serat sebagai bahan baku utama Tekstil dan Produk Tekstil (TPT) di Indonesia, menjadikannya komponen vital dalam rantai produksi tekstil negara ini[1]. Indonesia merupakan negara dengan ketergantungan tinggi pada impor kapas untuk memenuhi kebutuhan industri tekstil, mengingat produksi dalam negeri hanya mencapai kurang dari 5.000 ton per tahun, sementara konsumsi mencapai 500-700 ribu ton[2] Tingginya impor kapas dipengaruhi oleh faktor harga, konsumsi, produksi, dan nilai tukar mata uang, seperti yang dibuktikan oleh studi Yuniandini et al. (2024)[2] menggunakan analisis regresi linier berganda. Namun, produktivitas kapas lokal juga terhambat oleh serangan penyakit seperti *Fusarium Wilt* dan *Bacterial Blight*, yang menyebabkan penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen. Identifikasi dini penyakit dan hama pada tanaman kapas sangat penting untuk meningkatkan produksi dan mencegah kegagalan panen dengan penanganan yang tepat[3].

*Artificial Intelligence* (AI) merupakan bidang penelitian yang terus berkembang, dengan *computer vision* sebagai salah satu cabangnya yang mempelajari kemampuan komputer dalam mengenali dan menginterpretasi objek yang diamati.[4]. Metode konvensional dalam identifikasi penyakit tanaman, seperti observasi visual oleh ahli pertanian, dinilai subjektif, memakan waktu, dan kurang efektif untuk skala yang lebih luas. Di era digital, pendekatan berbasis *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), menawarkan solusi otomatis untuk klasifikasi penyakit dengan akurasi tinggi. CNN mampu mengekstrak fitur hierarkis (tepi, tekstur, pola) dari citra daun, sehingga mampu membedakan gejala penyakit secara presisi[5][6].

Deteksi dini penyakit pada tanaman kapas menjadi penting untuk mengurangi risiko gagal panen dan kerugian ekonomi. Metode tradisional seperti observasi visual dinilai subjektif dan tidak efisien, sehingga pendekatan berbasis *deep learning* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi solusi potensial untuk klasifikasi penyakit secara otomatis dan akurat [5][6]. Dengan menggunakan pendekatan deep learning, khususnya *Convolutional Neural*

*Network* (CNN), penyakit seperti *Fusarium Wilt* dan *Bacterial Blight* dapat diidentifikasi secara otomatis dan akurat dengan menganalisis citra daun kapas. Teknologi ini memungkinkan tindakan pencegahan lebih cepat untuk meminimalisir kerugian, serta mendukung pengumpulan dan analisis data tanaman secara *real-time*, membantu petani dalam pengambilan keputusan berbasis data terkait perawatan dan pengelolaan produksi dari tanaman kapas [7].

Pada penelitian deteksi infeksi pada tanaman kapas yang dilakukan oleh Wildah et al. (2023)[8], di dalamnya menggunakan *random forest* sebagai metode klasifikasi dari infeksi dan hanya menggunakan 4 jenis citra saja sebanyak 1.786 citra, untuk penelitian ini menggunakan model CNN untuk melakukan deteksi penyakit pada daun kapas, terdapat 6 jenis citra dan sebanyak 4.778 citra digunakan.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, diterapkan menggunakan *deep learning*, suatu cabang dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf dalam untuk memproses informasi seperti cara otak manusia bekerja[9]. *Deep learning* juga merupakan bagian dari *Artificial Intelligence* (AI) yang bisa mengembangkan suatu model yang prediktif dan mampu untuk menganalisis pola data secara otomatis dan memberikan hasil yang akurat dalam pengambilan keputusan. Pendekatan ini memanfaatkan jaringan saraf tiruan dengan struktur yang kompleks, sehingga mesin dapat belajar dari data dalam jumlah besar tanpa memerlukan ekstraksi fitur secara manual.

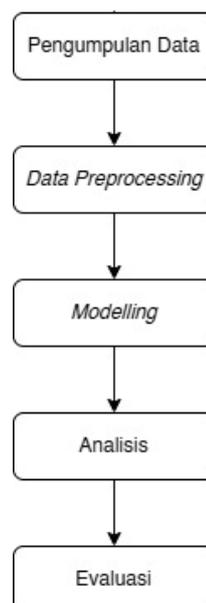
### 2.2 Model Deep Learning

Dalam penelitian ini, digunakan pendekatan *deep learning* dengan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan eksperimen deteksi penyakit pada daun kapas. Pendekatan ini dipilih karena CNN sebagai jenis algoritma *deep learning* terbukti efektif dalam mengolah citra dan mengekstraksi fitur-fitur spesifik seperti tekstur, pola, dan warna yang relevan untuk mengidentifikasi antara gambar yang ada[10]. Sebagai metode supervised learning, CNN dapat digunakan untuk melatih model pada data gambar yang sudah ada untuk memprediksi dan mengklasifikasikan gambar berdasarkan target tertentu [11]

Model ini bekerja dengan mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar, seperti tepi, bentuk, dan tekstur melalui proses konvolusi. Berbeda dengan metode tradisional yang memerlukan ekstraksi fitur secara manual, CNN dapat belajar langsung dari data dan membentuk hierarki fitur mulai dari yang sederhana hingga kompleks, hal ini membuat CNN sangat efektif untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam gambar dengan tingkat akurasi yang tinggi.

### 2.3 Tahapan Penelitian

Proses penelitian ini melibatkan beberapa tahapan yang digambarkan pada Gambar 1 untuk mencapai tujuan mendeteksi penyakit pada daun kapas.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 mengilustrasikan tahapan penelitian untuk mendeteksi penyakit pada daun kapas menggunakan CNN, yang terdiri dari lima tahap, dimulai dari pengumpulan data, *data preprocessing* (persiapan data sebelum

diproses ke tahap selanjutnya), *modelling* (membuat model untuk mendeteksi penyakit pada daun kapas), analisis hasil dari *modelling* dan melakukan evaluasi dari hasil *modelling* serta analisis yang sudah dilakukan. Penjelasan mengenai setiap tahap pada gambar 1 akan dijelaskan lebih lanjut sebagai berikut:

### 2.3.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan untuk mengumpulkan informasi yang dibutuhkan tentang daun kapas, termasuk *dataset* dan referensi dari jurnal dan buku yang relevan dengan penelitian ini. Data diambil dari website *kaggle.com* dengan kata kunci *cotton plant disease*, kemudian diperoleh data seperti yang terlampir pada tabel 1, yaitu terdapat enam data yang berupa *Aphids*, *Army Worm*, *Bacterial Blight*, *Healthy*, *Powdery Mildew* dan *Target Spot* masing-masing 800 gambar, tetapi pada *Target Spot* hanya sebanyak 788 gambar dengan total sebanyak 4.778 gambar.

**Tabel 1.** Jenis-Jenis Data

Nama Data	Jumlah Data
Aphids	800
Army Worm	800
Bacterial Blight	800
Healthy	800
Powdery Mildew	800
Target Spot	788

### 2.3.2 Data Preprocessing

*Data preprocessing* merupakan teknik untuk membersihkan, penggeledahan data maupun teknik mencium dan memulihkan (maupun meniadakan)[12], serta menyeleksi citra dari subjek yang ingin diteliti seperti membersihkan, memisahkan, menghapus data yang salah atau kurang benar dan yang kurang relevan. Pada tahap ini juga dilakukan pelabelan untuk mendapatkan karakter unik dari setiap gambar agar menjadi bahan belajar untuk model pada saat proses pelatihan[13].

Tahapan *data preprocessing* dapat berupa:

1. Melakukan pengecekan pada setiap nilai citra yang hilang di *dataset* yang sudah diperoleh.
2. Melakukan proses pengecekan apakah ada duplikasi pada citra di dalam *dataset*.
3. Melakukan proses pelabelan untuk setiap gambar.
4. Pada tahap terakhir informasi hasil seleksi pada citra didapatkan.

### 2.3.3 Modelling

*Modelling* merupakan proses membuat dan melatih model yang ingin dicapai, seperti pada penelitian ini, Pada tahap *modelling*, dilakukan eksplorasi untuk menemukan model terbaik yang sesuai dengan *dataset* yang telah dipersiapkan pada tahap *preprocessing* [14]. Bentuk dari model yang akan dibuat adalah model yang bisa melakukan deteksi terhadap citra dari daun kapas sehingga model yang sudah dilatih sebelumnya memberikan informasi hasil dari deteksi citra yang sudah dilatih selama proses *modelling*.

### 2.3.4 Analisis

Analisis merupakan suatu proses untuk mendefinisikan hasil mentah dari *modelling* untuk mengetahui bagaimana keadaan yang sebenarnya dari hasil *modelling* sehingga dapat diteruskan ke bagian evaluasi untuk melihat apakah ada kekurangan dari model yang sudah dibuat dan apa saja yang harus diperbaiki dari model tersebut agar mendapatkan hasil yang optimal dan sesuai dengan kebutuhan.

### 2.3.5 Evaluasi

Pada bagian evaluasi digunakan *confusion matrix* untuk mengetahui keakuratan dari model yang sudah dibuat untuk data paling terbaru nanti[15]. *Confusion matrix* juga digunakan untuk melihat seberapa banyak kelas negatif dan kelas positif yang berhasil diramalkan oleh sistem[16]. Selain *confusion matrix* digunakan juga *Receiver Operating Characteristic (ROC)* untuk mengevaluasi hasil kinerja dari klasifikasi penyakit pada daun kapas untuk meminimalkan kesalahan. Keakuratan dan kecepatan adalah dua karakteristik dalam kinerja untuk mengidentifikasi objek[17].

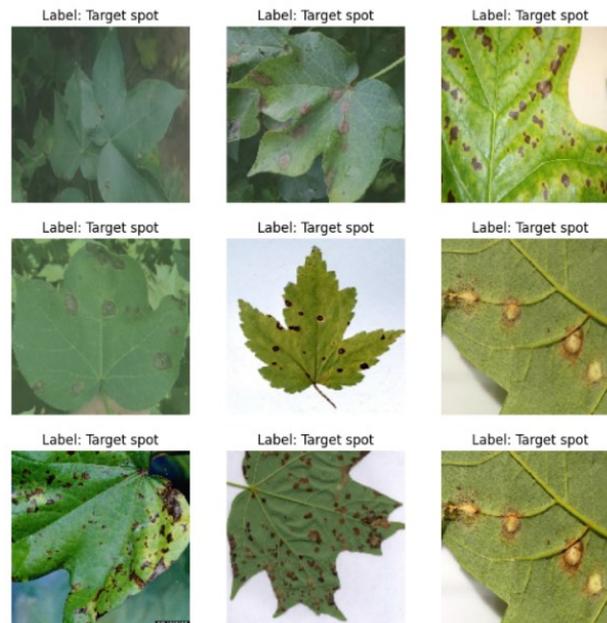
## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini merupakan inti dari laporan penelitian yang sudah dibuat, yang berisi mengenai paparan hasil analisis eksperimen serta pembahasannya. Hasil penelitian kemudian dianalisis secara mendalam berdasarkan teori

yang relevan untuk memberikan interpretasi dan makna yang tepat. Hasil dan pembahasan penelitian ini akan dijelaskan lebih lanjut sebagai berikut:

### 3.1 Data Preprocessing

Data-data yang sudah dikumpulkan, dibaca dan diseleksi apakah ada duplikasi atau yang cacat, setelah prosesnya selesai terdapat 3601 gambar yang menjadi bahan untuk dilatih dan diuji dengan skala data sebesar 0.2 atau yang dilatih sebesar 80%, dengan perkiraan sebanyak 2880 gambar dan yang diuji sebesar 20%, dengan perkiraan sebanyak 721 gambar. Pada tahap selanjutnya dilakukan pelabelan data sehingga model dapat belajar dari label tersebut, untuk contoh pelabelan dari setiap gambar yang akan diuji terdapat pada gambar 2.



Gambar 2. Hasil Load & View Images

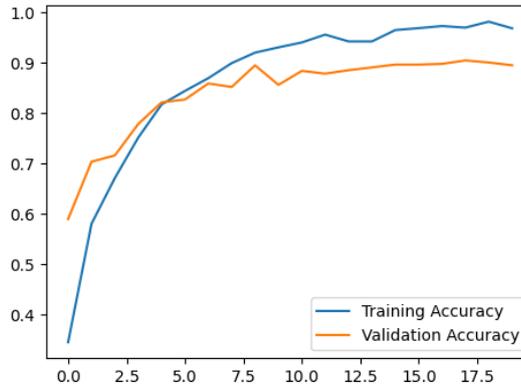
### 3.2 Compile dan Train Model

Pada tahap ini, model AI dilatih untuk mendapatkan hasil deteksi penyakit pada daun kapas yang optimal dan akurat. Dilakukan pelatihan sebanyak 20 epoch dan mendapatkan hasil berupa tingkat keakuratan yang terdapat pada Tabel 2.

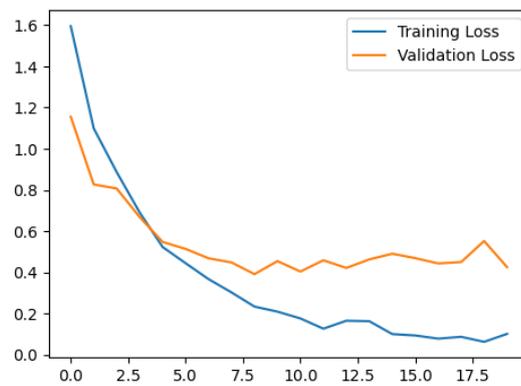
Tabel 2. Training Model

Epoch	Accuracy	Loss	Val Accuracy	Val Loss
1	0.2491	1.7967	0.5895	1.1554
2	0.5627	1.1619	0.7032	0.8268
3	0.6658	0.8859	0.7157	0.8071
4	0.7317	0.7083	0.7781	0.6683
5	0.8152	0.5306	0.8211	0.5476
6	0.8563	0.4106	0.8266	0.5138
7	0.8674	0.3678	0.8585	0.4682
8	0.9072	0.2982	0.8516	0.4480
9	0.9191	0.2256	0.8946	0.3912
10	0.9312	0.2117	0.8558	0.4544
11	0.9356	0.1876	0.8835	0.4039
12	0.9607	0.1211	0.8779	0.4586
13	0.9459	0.1577	0.8849	0.4214
14	0.9384	0.1763	0.8904	0.4628
15	0.9647	0.0995	0.8906	0.4904
16	0.9732	0.0762	0.8906	0.4690
17	0.9758	0.0738	0.8974	0.4432
18	0.9679	0.0904	0.9043	0.4499
19	0.9790	0.0683	0.9001	0.5522
20	0.9754	0.0770	0.8946	0.4250

Model yang sudah dilatih menunjukkan bahwa tingkat keakuratan dari model yang sudah dilatih sebanyak 20 *epoch* berkembang dari awalnya 24% kemudian naik menjadi paling tertinggi yaitu di angka 97%, ini menunjukkan model yang sudah dilatih menggunakan model CNN memiliki keakuratan yang sangat tinggi dalam mendeteksi citra. Gambar 3 dan Gambar 4 menampilkan grafik yang menunjukkan peningkatan dan penurunan akurasi model setelah proses pelatihan.



Gambar 3. Training Accuracy



Gambar 4. Training Loss

Selain itu, model CNN yang digunakan memiliki arsitektur yang terdiri dari beberapa lapisan utama, sebagaimana ditunjukkan pada tabel 3. Model dimulai dengan tiga lapisan Conv2D yang masing-masing diikuti oleh *MaxPooling2D*. Lapisan-lapisan ini berfungsi untuk mengekstraksi fitur visual dari gambar daun kapas seperti tepi, warna, dan tekstur. Setiap lapisan konvolusi meningkatkan jumlah *filter* dan kompleksitas fitur yang dikenali, dari 32 hingga 128 *filter*. Setelah lapisan konvolusi dan *pooling*, hasilnya diratakan melalui lapisan *flatten*, kemudian diproses oleh lapisan *dense* dengan 128-unit neuron. Untuk menghindari *overfitting*, diterapkan *dropout* sebesar 0.5. Lapisan *output* adalah *dense* dengan 6-unit dan fungsi aktivasi *softmax* untuk klasifikasi ke dalam enam kelas penyakit daun kapas. Berikut struktur detail model CNN:

Tabel 3. Arsitektur Model CNN

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d	(None, 148, 148, 32)	896
max_pooling2d	(None, 74, 74, 32)	0
conv2d_1	(None, 72, 72, 64)	18,496
max_pooling2d_1	(None, 36, 36, 64)	0
conv2d_2	(None, 34, 34, 128)	73,856
max_pooling2d_2	(None, 17, 17, 128)	0
flatten	(None, 36992)	0
dense	(None, 128)	4,735,104
dropout	(None, 128)	0
dense_1	(None, 6)	774

Model ini memiliki total parameter sebesar 4.829.126, yang semuanya merupakan *trainable parameters*. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kapasitas pembelajaran tinggi untuk menangkap variasi fitur dalam data citra daun kapas.

### 3.3 Fine-Tuning Model

Pada tahap ini, hasil evaluasi model deteksi penyakit daun kapas didapatkan berdasarkan *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* disajikan pada tabel 4 setelah proses pengukuran dan validasi selesai.

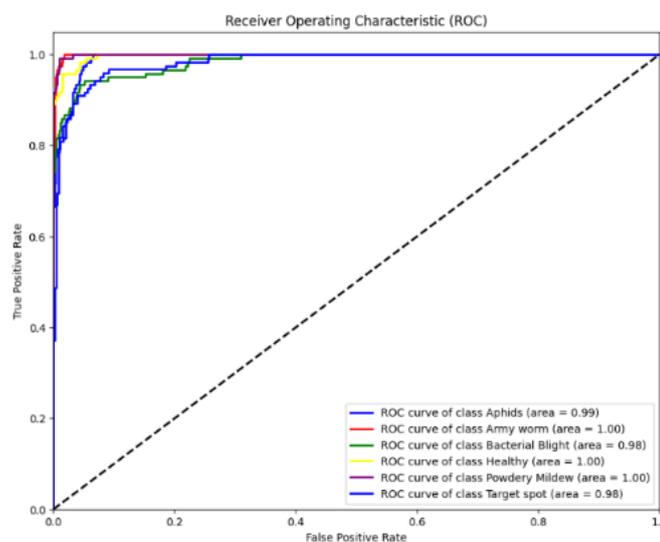
**Tabel 4. Classification Report**

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Aphids	0.90	0.83	0.87	120
Army Worm	0.96	0.98	0.97	120
Bacterial Blight	0.99	0.73	0.84	120
Healthy	0.86	0.96	0.91	120
Powdery Mildew	0.97	0.93	0.95	120
Target Spot	0.76	0.93	0.84	121



**Gambar 5. Confusion Matrix**

Gambar 5 menampilkan confusion matrix yang menunjukkan hasil kategori cukup baik, di mana setiap kelas dapat dideteksi dengan tepat dan cukup akurat. Hal ini ditunjukkan dengan jumlah prediksi yang benar (diagonal utama) yang mendominasi, serta jumlah kesalahan klasifikasi yang sangat kecil atau bahkan tidak ada pada beberapa kelas.



**Gambar 6. Receiver Operating Characteristic**

Pada Gambar 6, terdapat grafik yang menunjukkan kurva *Receiver Operating Characteristic (ROC)* untuk enam kelas jenis penyakit. Setiap kurva mewakili akurasi model dalam membedakan masing-masing kelas. Nilai *Area Under Curve (AUC)* semuanya sangat tinggi, berkisar antara 0.98 hingga 1.00, yang menandakan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang sangat baik dan akurat untuk semua kelas.

### 3.4 Making Detection

Tahap akhir penelitian ini adalah menghasilkan model yang dapat mendeteksi penyakit pada daun kapas berdasarkan input gambar daun kapas. Pada gambar 7 diperlihatkan cara mendeteksinya yaitu seseorang memasukkan gambar kemudian model akan memprosesnya, kemudian diberikan hasil deteksi oleh model yang akurat sesuai dengan hasil model yang sudah dilatih sebelumnya.



**Gambar 7.** Hasil Deteksi Penyakit

Model ini menganalisis fitur-fitur visual dari daun untuk mengidentifikasi adanya gejala penyakit tertentu, seperti perubahan warna, bercak, atau pola yang tidak normal. Setelah proses analisis selesai, sistem akan menampilkan hasil deteksi berupa jenis penyakit atau status kesehatan daun dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan demikian, model ini dapat menjadi alat bantu yang efisien dan cepat dalam identifikasi penyakit tanaman kapas, yang berpotensi mendukung pengambilan keputusan dalam pengendalian hama dan penyakit secara lebih tepat sasaran.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model AI berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)* yang mampu mendeteksi penyakit pada daun kapas dengan tingkat akurasi yang tinggi. Model ini dilatih menggunakan dataset citra daun kapas dari enam jenis klasifikasi kondisi, dan berhasil mencapai akurasi pelatihan sebesar 97% serta akurasi validasi sebesar 90% dalam 20 *epoch*. Evaluasi dengan *confusion matrix* dan *ROC* menunjukkan performa klasifikasi yang baik dengan nilai *precision* dan *recall* yang tinggi. Model yang dihasilkan mampu menganalisis gambar daun kapas secara otomatis dan memberikan hasil deteksi penyakit secara *real-time*. Dengan pendekatan ini, sistem dapat membantu petani dan praktisi pertanian dalam melakukan deteksi dini terhadap penyakit tanaman, sehingga dapat dilakukan tindakan cepat dan tepat untuk menghindari penurunan hasil panen.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan sistem berbasis aplikasi mobile atau berbasis web yang terintegrasi dengan kamera untuk implementasi langsung di lapangan serta memperluas *dataset* untuk meningkatkan generalisasi model terhadap beragam kondisi lingkungan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Fauziah, U. Setyoko, A. Salim, and A. Madjid, "Karakteristik Agronomi Tanaman Kapas (*Gossypium sp.*) dan Pengaruhnya terhadap Produksi Kapas Menggunakan Analisis Lintas," *Jurnal Agro Industri Perkebunan*, vol.11, no.1, pp. 53–62, 2023, doi: 10.25181/jaip.v11i1.2677.
- [2] N. R. Yuniandini, N. Imaningsih, and R. S. Wijaya, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Impor Kapas di Indonesia," *Jurnal Syntax Admiration*, vol. 5, no. 6, pp. 1979–1994, Jun. 2024, doi: 10.46799/jsa.v5i6.1188.

- [3] N. M. Awandi, B. Nugroho, and F. A. Akbar, "Klasifikasi Hama Dan Penyakit Daun Kapas Berdasarkan Fitur Tekstur Dan Warna Menggunakan Multilayer Perceptron," *Edu Komputika Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 72–80, Dec. 2023, doi: 10.15294/edukomputika.v10i2.68580.
- [4] M. R. Efrian and U. Latifa, "Image Recognition Berbasis Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Mendeteksi Penyakit Kulit Pada Manusia," *Power Elektronik: Jurnal Orang Elektro*, vol. 11, no. 2, p. 276, Jul. 2022, doi: 10.30591/polektro.v12i1.3874.
- [5] E. Altiarika and W. P. Sari, "Pengembangan Deteksi Realtime untuk Bahasa Isyarat Indonesia dengan Menggunakan Metode Deep Learning Long Short-Term Memory dan Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, vol. 9, no. 1, pp. 1–13, Mar. 2023, doi: 10.37012/jtik.v9i1.1272.
- [6] G. W. Intyanto, "Klasifikasi Citra Bunga dengan Menggunakan Deep Learning: CNN (Convolution Neural Network)," *Jurnal Arus Elektro Indonesia*, vol. 7, no. 3, p. 80, Dec. 2021, doi: 10.19184/jaei.v7i3.28141.
- [7] S. Tripathy, "Detection of Cotton Leaf Disease Using Image Processing Techniques," *J Phys Conf Ser*, vol. 2062, no. 1, p. 012009, Nov. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/2062/1/012009.
- [8] S. K. Wildah, A. Latif, and S. Suharyanto, "Deteksi Infeksi pada Daun Kapas menggunakan Kombinasi Metode Ekstraksi Fitur Warna dan Tekstur," *Indonesian Journal on Software Engineering (IJSE)*, vol. 9, no. 1, pp. 72–79, Jul. 2023, doi: 10.31294/ijse.v9i1.16950.
- [9] S. J. Russel and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th ed.*, vol. 4. Pearson Education, 2021.
- [10] D. Iswanto and D. Handayani UN, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, p. 900, Jul. 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i2.2065.
- [11] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and M. rudyanto Arief, "Deteksi Penyakit Pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network," *Creative Information Technology Journal*, vol. 8, no. 1, p. 22, Mar. 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.263.
- [12] K. Akmal, A. Faqih, and F. Dikananda, "Perbandingan Metode Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbors untuk Klasifikasi Penyakit Stroke," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 470–477, Mar. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6367.
- [13] E. P. Cynthia *et al.*, "Convolutional Neural Network and Deep Learning Approach for Image Detection and Identification," *J Phys Conf Ser*, vol. 2394, no. 1, p. 012019, Dec. 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2394/1/012019.
- [14] A. C. Mawarni, R. Rusdah, L. L. Hin, and D. Anubhakti, "Deteksi Dini Gejala Awal Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Random Forest," *IDEALIS: InDonEsiA journal Information System*, vol. 6, no. 2, pp. 165–171, Jul. 2023, doi: 10.36080/idealis.v6i2.3018.
- [15] L. Gaur, U. Bhatia, N. Z. Jhanjhi, G. Muhammad, and M. Masud, "Medical image-based detection of COVID-19 using Deep Convolution Neural Networks," *Multimed Syst*, vol. 29, no. 3, pp. 1729–1738, Jun. 2023, doi: 10.1007/s00530-021-00794-6.
- [16] Y. Amelia, "Perbandingan Metode Machine Learning Untuk Mendeteksi Penyakit Jantung," *IDEALIS: InDonEsiA journal Information System*, vol. 6, no. 2, pp. 220–225, Jul. 2023, doi: 10.36080/idealis.v6i2.3043.
- [17] X. Zhao, L. Wang, Y. Zhang, X. Han, M. Deveci, and M. Parmar, "A review of convolutional neural networks in computer vision," *Artif Intell Rev*, vol. 57, no. 4, p. 99, Mar. 2024, doi: 10.1007/s10462-024-10721-6.