

Identifikasi Penyakit Pada Daun Kelapa Sawit Dengan Pendekatan CNN AlexNet

Tobyanto Putra Mandiri¹, Benedictus Budhi Dharmawan², Ferreylla Setara Ibn³, Meida Cahyo Untoro⁴
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sumatera, Jl. Terusan Ryacudu, Way Huwi, Kec. Jati Agung, Kabupaten Lampung Selatan, Lampung, 35365, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-02-13

Revised 2025-06-16

Accepted 2025-05-28

Abstract – Oil palm is a plant that plays an important role in Indonesia's agricultural commodities. Cultivating oil palm is suitable for Indonesia due to its tropical climate, which greatly supports the growth of this plant. However, cultivating oil palm is not easy. The emergence of leaf diseases in oil palm can hinder growth, thereby affecting fruit production levels. This research aims to identify diseases on oil palm leaves using one of the methods of Deep Learning, namely the Convolutional Neural Network (CNN) method. This method was chosen because CNN leverages image-based datasets for classification and prediction, making it highly suitable for identifying diseases on oil palm leaves. The research begins with collecting a dataset of images of diseased oil palm leaves. The collected dataset will undergo pre-processing to enhance image quality, enabling more efficient processing by the model. The classification results will subsequently be evaluated to determine the accuracy level of the image processing performed by the model. By implementing Convolutional Neural Network, this research is expected to produce an effective and accurate system for identifying diseases on oil palm leaves, assisting farmers in cultivating oil palm, reducing losses, and ultimately increasing the productivity of oil palm plantations.

Keywords: Oil Palm; Convolutional Neural Network; Disease Identification.

Corresponding Author:

Tobyanto Putra Mandiri

Email:

tobyanto.121140099@student.itera.

ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – Kelapa sawit merupakan tanaman yang berperan penting di dalam komoditas perkebunan di Indonesia. Budidaya tanaman kelapa sawit cocok diterapkan di Indonesia dikarenakan iklim tropis yang sangat mendukung pertumbuhan tanaman tersebut. Meski demikian, budidaya kelapa sawit bukanlah hal yang mudah. Timbulnya penyakit daun pada tanaman kelapa sawit dapat menghambat pertumbuhan sehingga dapat mempengaruhi jumlah produksi buah. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun kelapa sawit. Identifikasi dilakukan dengan salah satu metode Deep Learning, yaitu metode Convolutional Neural Network (CNN). Metode tersebut diterapkan karena metode CNN memanfaatkan dataset berupa citra dalam melakukan klasifikasi dan prediksi sehingga sangat cocok untuk mengidentifikasi penyakit pada daun kelapa sawit. Penelitian dimulai dengan mengumpulkan dataset berupa gambar atau citra dari daun kelapa sawit yang terserang penyakit. Dataset yang telah dikumpulkan kemudian dilakukan preprocessing untuk meningkatkan kualitas citra agar dapat diproses oleh model secara lebih efisien. Hasil klasifikasi telah dievaluasi untuk melihat seberapa besar tingkat akurasi pemrosesan citra yang telah dilakukan oleh model. Dengan menerapkan metode CNN, penelitian diharapkan dapat menghasilkan sistem yang efektif dan akurat dalam mengidentifikasi penyakit pada daun kelapa sawit, membantu petani dalam membudidayakan kelapa sawit, dan mengurangi kerugian sehingga dapat meningkatkan produktivitas perkebunan kelapa sawit.

Kata Kunci: Kelapa Sawit, Convolutional Neural Network, Identifikasi Penyakit.

I. PENDAHULUAN

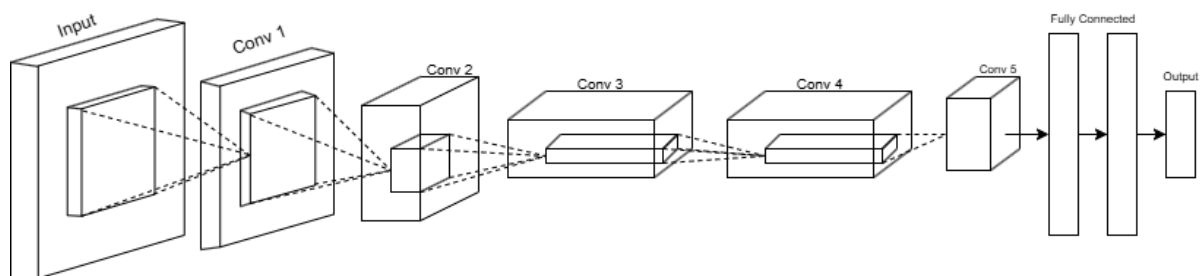
Kelapa sawit merupakan tanaman yang berperan penting dalam komoditas perkebunan di Indonesia [1]. Apabila dibandingkan dengan semua tanaman penghasil minyak nabati, kelapa sawit berada pada peringkat satu untuk menjadi tanaman penghasil minyak nabati sehingga kelapa sawit sangat dikenal hingga ke luar negeri. Produksi kelapa sawit atau dalam bahasa latin *Elaeis Guineensis Jacq* ini cukup besar di Indonesia dikarenakan iklim tropis dalam negeri yang sangat mendukung pertumbuhan tanaman tersebut. Hasil tersebut nantinya diolah dan dijual sebagai bahan konsumsi di dalam negeri dan sebagian di ekspor ke luar negeri. Hal ini membuat perkebunan kelapa sawit sebagai penggerak ekonomi bagi 16,2 juta masyarakat Indonesia yang terlibat secara langsung maupun secara tidak langsung dalam sektor tersebut [2]. Meski demikian, membudidayakan kelapa sawit bukanlah hal yang mudah. Banyak kendala yang timbul sehingga menyebabkan berbagai macam permasalahan. Salah satu kendala yang sangat mempengaruhi produksi kelapa sawit adalah penyakit pada daun. Timbulnya penyakit pada daun kelapa sawit dapat menyebabkan pertumbuhan menjadi terhambat sehingga dapat mengurangi produksi buah [3].

Pada zaman sekarang, proses klasifikasi dapat dilakukan secara otomatis menggunakan salah satu model *Deep Learning* seperti YOLO (*You Only Look Once*)[4]. Dalam konteks penanganan penyakit daun pada kelapa sawit, model ini dapat diterapkan untuk mengidentifikasi struktur dan tekstur pada daun kelapa sawit untuk membedakan antara daun kelapa sawit yang sehat dengan daun kelapa sawit yang terjangkit penyakit [5]. Pada penelitian kali ini, metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi penyakit pada daun kelapa sawit adalah metode *Deep Learning* dengan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN). Hal tersebut dilakukan agar prediksi dapat dilakukan secara lebih teliti [6].

CNN sendiri merupakan model *Deep Learning* yang cocok diterapkan di dalam pengolahan citra. CNN merupakan model *Deep Learning* yang mengolah suatu citra menggunakan beberapa lapisan utama, di antaranya lapisan konvolusi, lapisan *Pooling*, lapisan *Fully Connected*, dan lapisan *Output* yang dilakukan dengan tujuan untuk menghasilkan suatu prediksi secara lebih akurat [7]. Lapisan konvolusi berfungsi untuk mengekstraksi fitur-fitur atau karakteristik tertentu dari citra daun kelapa sawit. Fitur-fitur tersebut diekstraksi dengan filter kernel yang menggunakan fungsi konvolusi di mana hasil nilainya disimpan pada fitur map. Lapisan berikutnya merupakan lapisan pooling di mana dimensi spasial dari fitur map dikurangi untuk menghindari *overfitting*. Setelah hasil dari lapisan konvolusi dan lapisan pooling berhasil diperoleh, model meneruskan hasil tersebut ke lapisan *fully connected* (FC). Pada lapisan terakhir model terdapat lapisan output yang fungsinya adalah untuk memberi prediksi akhir yang didasarkan dari fitur-fitur yang telah dipelajari model CNN [8]. Jika dibandingkan dengan arsitektur lain seperti ResNet, MobileNet, dan EfficientNet, arsitektur AlexNet merupakan arsitektur pertama yang memiliki jumlah parameter sebanyak 60 juta dan tidak memiliki ciri khas tertentu dalam cara kerjanya. Di sisi lain, ResNet memiliki *skip connection* yang dapat memitigasi *vanishing gradient*. MobileNet dibuat secara khusus untuk dapat dijalankan di perangkat keras dengan sumber daya yang terbatas seperti ponsel atau alat tertanam. EfficientNet memiliki metode penskalaan gabungan yang berguna untuk meningkatkan efisiensi dari proses komputasi penggunaan arsitektur ini[9]. Jika membandingkan jumlah parameter, AlexNet memiliki jumlah parameter yang terbanyak dibandingkan dengan arsitektur-arsitektur terbaru lainnya.

Di dalam penerapannya, Azizah melakukan klasifikasi daun jagung menggunakan *dataset* berjumlah 4198 yang mencakup 4 kelas, yakni *Blight*, *Healthy*, *Gray Leaf Spot*, dan *Rust*. Klasifikasi yang telah dilakukan dengan metode *Convolutional Neural Network* AlexNet menghasilkan tingkat akurasi hingga 90% [10]. Dalam penelitian lain, Wicaksono dkk melakukan klasifikasi untuk mengembangkan model deteksi serangan Ganoderma pada perkebunan kelapa sawit. Dengan menggunakan *dataset* yang diambil dari citra UAV serta menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Artificial Neural Network* (ANN), mereka berhasil menghasilkan prediksi dengan nilai akurasi hingga 94% [11]. Selain itu, pada penelitian yang dilakukan oleh Rahmadhani dkk menemukan bahwa metode *Convolutional Neural Network* dapat meraih akurasi validasi sebesar 76% terhadap klasifikasi jamur berdasarkan jenisnya [12].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit pada daun kelapa sawit menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur AlexNet.

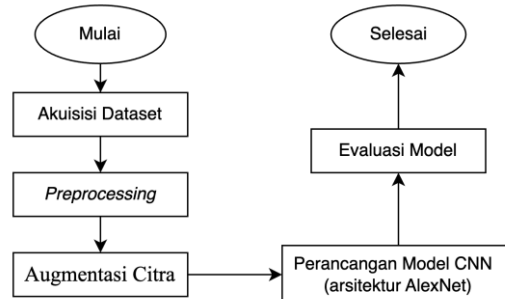


Gambar 1. Struktur Arsitektur AlexNet

Arsitektur AlexNet digunakan pada penelitian ini untuk mencari tahu apabila AlexNet dapat digunakan sebagai *baseline* model untuk klasifikasi penyakit pada daun kelapa sawit. Walaupun arsitektur ini bisa dianggap tertinggal dengan arsitektur baru lain (ResNet, VGG, EfficientNet, dan lain-lain), arsitektur ini memiliki kompleksitas yang cukup sederhana, jumlah parameter yang sedikit, dan tidak memerlukan banyak data jika dibandingkan dengan arsitektur CNN lainnya. Dalam proses pengembangannya, penelitian ini juga mengevaluasi kinerja model klasifikasi untuk menentukan tingkat akurasi dan efektivitas model dalam mengidentifikasi jenis penyakit pada daun kelapa sawit. Selain itu, penelitian ini berupaya untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi proses klasifikasi, termasuk parameter-parameter dalam model CNN yang berkontribusi terhadap peningkatan akurasi prediksi, sehingga dapat meningkatkan kualitas model dalam mendeteksi penyakit pada daun kelapa sawit secara akurat.

II. METODE

Penelitian ini berfokus pada penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengidentifikasi penyakit pada daun kelapa sawit. Tahapan pada penelitian ini dimulai dari akuisisi *dataset* citra daun kelapa sawit, pra-pemrosesan citra, dan augmentasi *dataset* citra. Selanjutnya, arsitektur AlexNet digunakan untuk pengembangan model CNN. Tahap terakhir penelitian adalah evaluasi model. Tahapan penelitian disajikan pada Gambar 1.

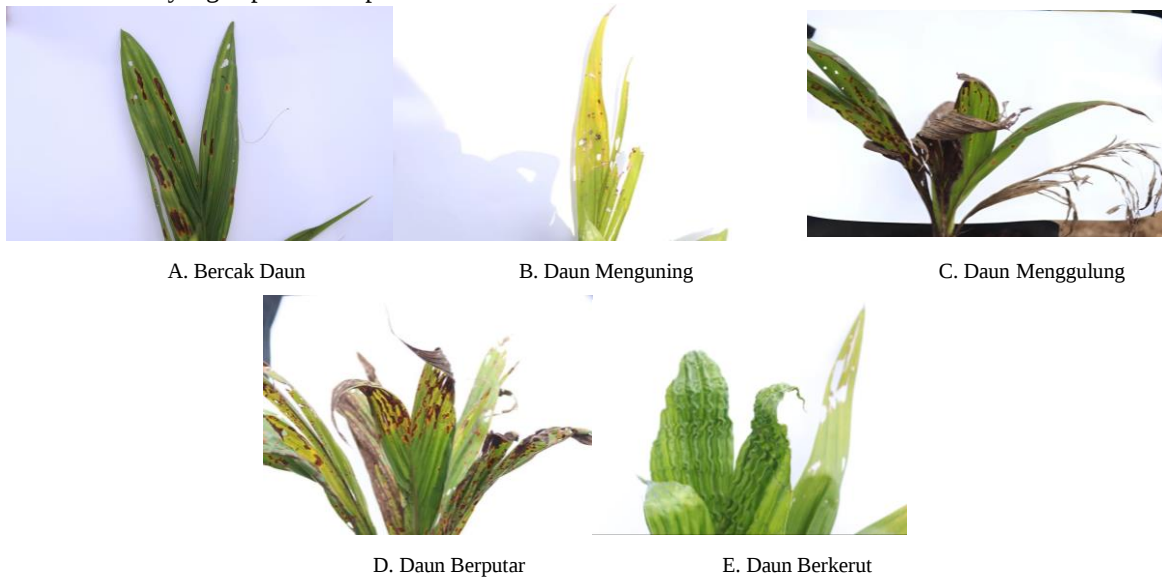


Gambar 2. Tahapan Penelitian

A. Penjabaran Langkah Penelitian

1) Akuisisi Dataset

Penelitian diawali dengan melakukan akuisisi *dataset*. Data yang dikumpulkan adalah data gambar/citra daun kelapa sawit yang terserang penyakit. Proses pengumpulan citra daun kelapa sawit tersebut dilakukan di PT. Perkebunan Negara IV Regional 7 Bekri. Selain pengambilan *dataset*, dilakukan juga wawancara langsung di lokasi untuk memperoleh informasi terkait penyakit yang dialami oleh daun kelapa sawit. Dari kegiatan yang telah dilakukan, didapatkan hasil berupa jumlah kelas yang digunakan sebagai objek deteksi penyakit pada daun bibit kelapa sawit, antara lain bercak daun, daun menguning, daun menggulung, daun berputar, dan daun berkerut yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 3. Sampel dari *dataset* daun kelapa sawit

2) Pre-Processing Data

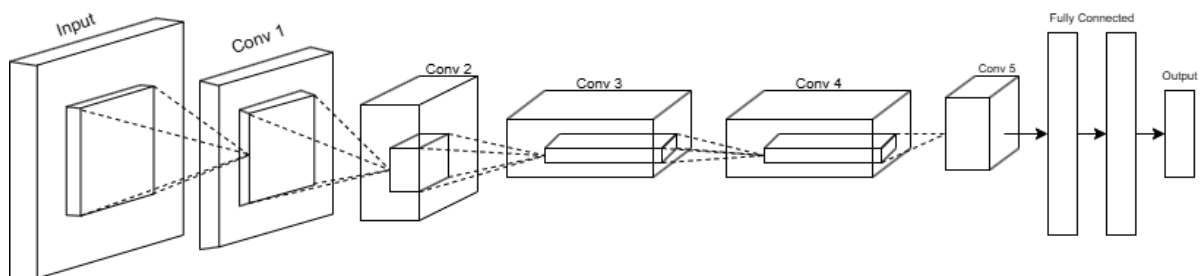
Dataset yang telah diakuisisi kemudian diolah dan dibersihkan sebelum dilatih ke dalam model. Proses tersebut disebut dengan *data preprocessing*. Tim melakukan *preprocessing* yang meliputi *background removal*, *cropping*, dan *resizing*. Penghapusan latar belakang dilakukan agar objek penelitian lebih mudah dideteksi [14]. *Cropping* dilakukan untuk memfokuskan objek daun sebelum masuk ke model [14]. *Resizing* dilakukan pada *dataset* untuk menyesuaikan citra sebelum masuk ke dalam. Pada tahap ini, *Resizing* dilakukan dengan skala 1:1 dengan ukuran 227 x 227 pixel.

3) Augmentasi Citra

Dataset yang telah dibersihkan dalam proses *Preprocessing* kemudian diperbanyak melalui proses augmentasi data. Proses ini dilakukan untuk memastikan jumlah dan keragaman *dataset* citra menjadi lebih banyak sehingga dapat meningkatkan proses pembelajaran model [15v]. Metode augmentasi data yang diterapkan berupa *flip vertically*, *flip horizontally* dan perubahan tingkat kecerahan dengan jumlah augmentasi data sebanyak 5 per data asli.

4) Pembuatan Model Convolutional Neural Network (Arsitektur AlexNet)

Tahap ini merupakan tahap utama yang perlu dilakukan dengan maksimal pada penelitian ini. Proses pengembangan model menggunakan arsitektur AlexNet dimulai dengan membagi *dataset* yang telah di augmentasi menjadi tiga bagian, yaitu *dataset* pelatihan sebanyak 70%, *dataset* uji sebanyak 15%, dan *dataset* validasi sebanyak 15%. *Dataset* dinormalisasi berdasarkan rata-rata dan standar deviasi intensitas piksel RGB untuk mempercepat pelatihan dan meratakan nilai numerik antar kanal warna. Normalisasi tersebut dilakukan agar model dapat mendeteksi gambar lebih mudah serta mengurangi bias [16]. Model dilatih menggunakan *dataset* pelatihan, sementara *dataset* validasi digunakan untuk mengukur kinerja model guna menghindari *overfitting* dan *underfitting* [17]. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan *dataset* pengujian untuk menghasilkan nilai akurasi setiap kelas dan keseluruhan. Struktur AlexNet dapat digambarkan seperti dibawah ini.



Gambar 4. Struktur Arsitektur AlexNet

5) Evaluasi

Tahapan ini merupakan tahapan ulasan terkait langkah yang telah dilaksanakan. Nilai akurasi prediksi, presisi, *recall*, dan *F1-score* merupakan nilai-nilai yang digunakan pada penelitian ini untuk mengevaluasi kinerja model [13], [17].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Dataset

Dataset yang digunakan adalah data citra daun kelapa sawit dengan 5 kelas penyakit yaitu bercak daun, daun berputar, daun berkerut, daun menguning, dan daun menggulung. Total keseluruhan dari jumlah citra pada *dataset* sebanyak 263 citra. Jumlah citra pada setiap kelas penyakit dapat dilihat pada tabel 1.

TABEL 1
DATASET DAUN KELAPA SAWIT

Penyakit	Jumlah Citra
Bercak Daun	53
Daun Berkerut	51
Daun Berputar	51
Daun Menggulung	52
Daun Menguning	56

B. Preprocessing Data dan Augmentasi Data

Dataset yang telah diperoleh kemudian masuk ke dalam proses *Preprocessing* sebelum diproses oleh model. Proses *Preprocessing* dilakukan dengan melakukan *cropping* dan *resizing* sehingga menghasilkan *dataset* baru dengan resolusi 227 x 227 dengan ukuran masing-masing citra kurang dari 20 kB. *Dataset* yang telah diproses kemudian diperbanyak melalui proses Augmentasi. Penerapan proses ini dilakukan terhadap seluruh citra pada *dataset* daun kelapa sawit dengan menerapkan perubahan meliputi rotasi horizontal, rotasi vertikal, dan perubahan tingkat kecerahan. Jumlah hasil augmentasi terhadap *dataset* daun kelapa sawit dapat dilihat pada tabel 2

TABEL 2
DATASET DAUN KELAPA SAWIT

Penyakit	Jumlah Augmentasi Citra
Bercak Daun	265
Daun Berkerut	255
Daun Berputar	255
Daun Menggulung	260
Daun Menguning	280
Total Citra	1.315

Sampel hasil augmentasi terhadap satu citra daun kelapa sawit dapat dilihat pada gambar 3 di mana citra daun berkerut mengalami proses *cropping*, *resizing*, rotasi horizontal, rotasi vertikal, dan perubahan tingkat kecerahan.



A. Hasil augmentasi 1

B. Hasil augmentasi 2

C. Hasil augmentasi 3

D. Hasil augmentasi 4

E. Hasil Augmentasi 5

Gambar 5. Sampel dari hasil augmentasi

C. Pembuatan Model Convolutional Neural Network (Arsitektur AlexNet)

Data yang telah melalui tahap *Preprocessing* dan Augmentasi kemudian digunakan oleh model untuk melakukan proses *training*. Pada penelitian kali ini, model dibuat dengan metode *Convolutional Neural Network* dengan menggunakan arsitektur *AlexNet*. *AlexNet* sendiri merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang diperkenalkan pertama kali pada tahun 2012. Model tersebut menjadi suatu terobosan dalam bidang pembelajaran mesin, terutama dalam pengenalan citra karena kemampuannya dalam menghasilkan model dengan akurasi yang tinggi.

Arsitektur *AlexNet* memiliki lima lapisan konvolusi dan tiga lapisan *fully connected*. Lapisan konvolusi pertama terdiri dari 96 total filter dengan ukuran *stride* sebesar 4. Lapisan ini berfungsi untuk mengekstrak fitur-fitur yang terkandung dalam citra, seperti tekstur dan tepi. Fitur tersebut kemudian disimpan sebagai hasil pembelajaran dari model yang dilatih [18]. Setelah melakukan ekstraksi, hasil tersebut kemudian melalui fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU). Fungsi aktivasi ReLU diterapkan agar proses pelatihan dapat berlangsung dalam waktu yang cepat tanpa menurunkan akurasi. Setelah proses konvolusi dilakukan, model memasuki lapisan *max pooling* dengan ukuran 3x3 dan nilai *stride* sebesar 2. Hal tersebut dilakukan untuk memperkecil dimensi tanpa menghilangkan. Proses pelatihan dilanjutkan dengan metode yang sama seperti pada lapisan konvolusi dan lapisan *max pooling* pertama, namun dengan ukuran dan detail parameter yang berbeda. Jika dibandingkan dengan arsitektur CNN lain (*EfficientNet*, *MobileNet*, *ResNet*, dan lain-lainnya), arsitektur *AlexNet* memiliki kelebihan dalam jumlah lapisan dan parameter yang lebih sedikit. Hal ini memungkinkan arsitektur *AlexNet* dijalankan pada perangkat keras yang terbatas serta menghemat penggunaan memori. Selain itu, kompleksitas dari arsitektur ini bisa dianggap paling sederhana dan gampang untuk dipahami jika dibandingkan dengan arsitektur baru lainnya.

Setelah selesai melakukan ekstraksi fitur, model kemudian masuk lapisan *fully connected*. Lapisan ini berfungsi untuk menghubungkan setiap neuron serta mengubah dimensi data agar dapat dilakukan klasifikasi. lapisan ini memiliki total 4096 neuron dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU serta menerapkan *dropout*. Penggunaan fungsi *dropout* dilakukan untuk mencegah model mengalami *overfitting*. Dari seluruh proses yang telah dilalui, model kemudian memasuki lapisan output, menghasilkan suatu model yang dapat melakukan klasifikasi berdasarkan data yang digunakan saat proses pelatihan. Detail arsitektur *AlexNet* dapat dilihat pada tabel 2 [14].

TABEL 3
STRUKTUR ARSITEKTUR ALEXNET

Lapisan	Jenis	Detail
Input Layer	Citra RGB	227x227 Piksel
Lapisan Konvolusi 1	Konvolusi	96 Filter, 11x11, stride 4, output 55x55x96, ReLU
Max Pooling 1	Max-Pooling	Ukuran 3x3, stride 2
Lapisan Konvolusi 2	Konvolusi	256 Filter, 3x3, stride 1, padding 2, output 27x27x256, ReLU
Max Pooling 2	Max-Pooling	Ukuran 3x3, stride 2

Lapisan Konvolusi 3	Konvolusi	384 Filter, 3x3, stride 1, padding 1, output 13x13x384, ReLU
Lapisan Konvolusi 4	Konvolusi	384 Filter, 3x3, stride 1, padding 1, output 13x13x384, ReLU
Lapisan Konvolusi 5	Konvolusi	256 Filter, 3x3, stride 1, padding 1, output 13x13x256, ReLU
Max Pooling 3	Max-Pooling	Ukuran 3x3, stride 2
Fully Connected 1	Fully Connected	4096 neuron, ReLU, dropout
Fully Connected 2	Fully Connected	4096 neuron, ReLU, dropout
Fully Connected 3 (output)	Fully Connected	1000 neuron, ReLU, output kelas pada dataset

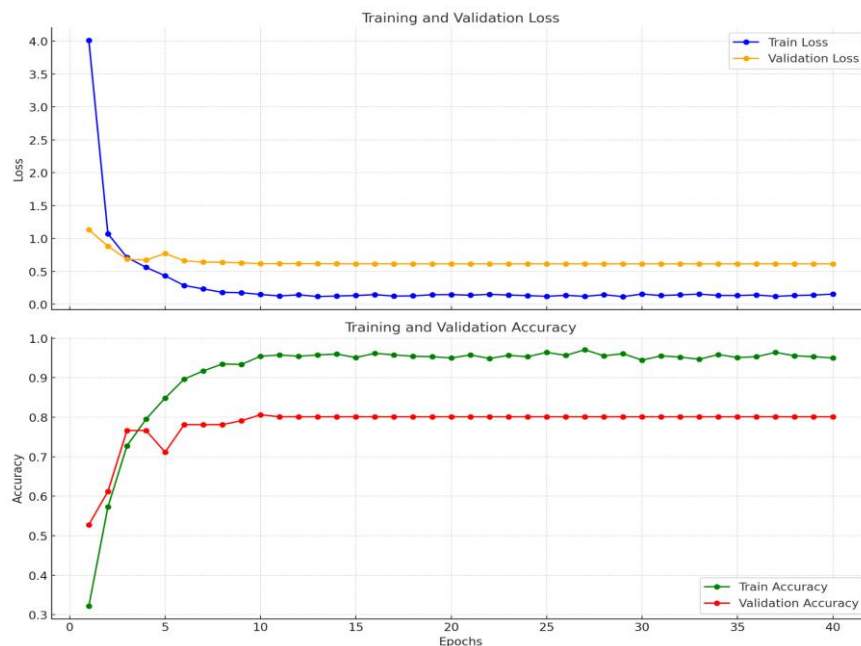
Proses pelatihan dilakukan sebanyak 4 kali dengan beberapa perubahan yang dilakukan pada setiap prosesnya. Pada *training* pertama, dilakukan percobaan sebanyak 20 *epochs* yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 76.65%. Pada *training* kedua, dilakukan perubahan pada variabel *learning rate* serta peningkatan jumlah *epochs* menjadi 30. Perubahan tersebut menghasilkan model dengan akurasi sebesar 78.68%. Pada *training* ketiga, dilakukan perubahan pada jumlah *epochs* menjadi 40. Hasilnya model mengalami peningkatan akurasi menjadi 81.22%, namun akurasi data pelatihan dapat berubah secara tidak stabil ketika dilakukan pelatihan ulang dan data validasi mengalami *stuck* saat mencapai pertengahan proses *training*. Hal tersebut mengindikasikan bahwa model mengalami *overfitting*. Pada *training* keempat, dilakukan penyesuaian dengan menerapkan lapisan *dropout* untuk mengantisipasi terjadinya *overfitting*. Proses pelatihan model dilakukan sebanyak tiga kali dan menghasilkan akurasi yang stabil pada angka 78.68%. Pada proses pelatihan kali ini juga model tidak mengalami perubahan ketika dilakukan pelatihan ulang sehingga dapat disimpulkan bahwa model sudah bekerja dengan baik. Hasil pelatihan model dapat dilihat pada tabel 3.

TABEL 4
HASIL PELATIHAN MODEL

Pelatihan Ke-	1	2	3	4
Epochs	20	30	40	40
Learning Rate	0.001	0.001	0.001	0.001
Average Accuracy (%)	76.65	78.68	81.22	78.68
Average Validation Accuracy (%)	76.90	83.98	82.33	78.38

D. Evaluasi

Model yang digunakan dan dievaluasi adalah model hasil pelatihan ke-4. Pada model ini, nilai akurasi model ketika melakukan pelatihan meningkat secara signifikan dengan nilai tertinggi mencapai angka 97% dan akurasi data validasi mencapai nilai 80%. Selain itu, nilai *training loss* dan *validation loss* juga menurun secara signifikan.



Gambar 5. Grafik nilai *loss* & akurasi dari pelatihan dan validasi model

Selain grafik, model juga dievaluasi menggunakan metrik evaluasi dengan memperhatikan nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Dari perhitungan metrik tersebut, didapati rata-rata nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebesar 79%. Perhitungan tersebut menunjukkan performa model yang cukup baik sebagai hasil eksperimental namun perlu pengembangan lebih lanjut untuk memperoleh akurasi yang lebih tinggi. Oleh karena itu, kelayakan model dalam diterapkan secara langsung masih perlu dievaluasi lagi, mulai dari domain aplikasi yang hendak digunakan, penggunaan dataset dan kompleksitas, serta analisis kesalahan ketika pengujian lapangan. Hasil pelatihan model dapat dilihat pada tabel 5.

TABEL 5
HASIL PELATIHAN MODEL

Kelas Penyakit	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
Bercak Daun	0.78	0.70	0.74	40
Daun Berkerut	0.80	0.84	0.82	38
Daun Berputar	0.90	0.68	0.78	38
Daun Menggulung	0.77	0.95	0.85	39
Daun Menguning	0.73	0.76	0.74	42

Penelitian ini membuktikan bahwa metode *deep learning* merupakan metode yang cocok untuk digunakan dalam membuat model klasifikasi pada konteks dataset berupa citra. Beberapa hal yang dapat dianalisis dari penelitian yang telah dilakukan antara lain :

1. Model mengalami kesulitan dalam melakukan identifikasi pada penyakit “daun berputar” dan “bercak daun”. Hal tersebut disebabkan karena sebagian besar daun yang terjangkit penyakit juga memiliki bercak pada daun sehingga mempersulit model dalam melakukan klasifikasi. Data penyakit “daun berputar” juga memiliki kemiripan dengan data “daun menggulung”, sehingga menyebabkan fitur visual pada kelas tersebut kurang menonjol.
2. Kecenderungan kesalahan klasifikasi pada kelas “daun menggulung”. Hal tersebut terjadi karena nilai *recall* yang tinggi, namun *precision* lebih rendah. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model dapat menemukan hampir semua citra “daun menggulung”, namun sering melakukan klasifikasi citra lain sebagai citra “daun menggulung”.

IV. SIMPULAN

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mengidentifikasi penyakit pada daun kelapa sawit. Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini adalah arsitektur AlexNet yang memiliki 8 lapisan pembelajaran utama, yakni 5 lapisan konvolusi, 3 lapisan pooling, 2 lapisan dropout, dan 3 lapisan fully connected. Dataset yang digunakan untuk melatih model ini berupa dataset citra daun kelapa sawit sebanyak 263 citra dengan 5 kelas penyakit yaitu bercak daun, daun berputar, daun menggulung, dan daun menguning. Setelah model dilatih 4 kali, model dapat memperoleh nilai akurasi latihan sebesar 97% dan nilai akurasi validasi sebesar 80%. Selain itu, hasil akhir menunjukkan akurasi dari model yang dibuat mencapai angka 79%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model sudah cukup baik sebagai hasil eksperimental, namun perlu pengembangan lebih lanjut guna memperoleh akurasi lebih tinggi dan dapat digunakan dengan performa yang lebih layak. Suatu model yang siap implementasi tidak hanya terbukti akurat berdasarkan data uji statis saja, melainkan harus terbukti *robust*, adil, dan dapat dijelaskan [19]. Adapun saran untuk penelitian selanjutnya berupa integrasi antara model CNN dengan pengembangan aplikasi mobile supaya model dapat digunakan secara langsung di lapangan dalam melakukan identifikasi penyakit pada daun kelapa sawit. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat dilakukan berupa perbandingan antara arsitektur AlexNet dengan arsitektur-arsitektur baru lainnya seperti EfficientNet, DenseNet, VGG, dan ResNet agar mengetahui arsitektur mana yang dapat menghasilkan akurasi terbaik dalam mengidentifikasi penyakit pada daun kelapa sawit.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih yang besar kepada Institut Teknologi Sumatera karena telah mendanai penelitian ini melalui skema Hibah Kemahasiswaan ITERA 2024. Penghargaan yang sebesar-besarnya juga kami sampaikan kepada pihak PT. Perkebunan Negara IV Regional 7 Bekri atas kesempatan yang telah diberikan sehingga tim peneliti dapat memperoleh informasi yang benar dan akurat. Selain itu, terima kasih kami ucapkan juga kepada Pak Meida Cahyo Untoro, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing kami yang telah memberi masukan dan dukungan dalam pengerjaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Yuliani, A. Labellapansa, and A. Yulianti, "Klasifikasi Citra Daun Kelapa Sawit Yang Terkena Dampak Hama Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Semin. Nas. Inform. Medis*, pp. 73–78, 2019.
- [2] G. A. W. Satia, E. Firmansyah, and A. Umami, "Perancangan sistem identifikasi penyakit pada daun kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) dengan algoritma deep learning convolutional neural networks," *J. Ilm. Pertan.*, vol. 19, no. 1, pp. 1–10, Mar. 2022.
- [3] F. Afriliya and B. Al Fajar, "Keanekaragaman Jenis-Jenis Penyakit dan Cara Pengendaliannya di Pembibitan Kelapa Sawit (*Elaeis Guinensis* Jacq) PT. Perkebunan Nusantara I Langsa," *J. Biol. Samudra*, vol. 1, no. 1, pp. 34–40, 2019.
- [4] M. Ruhayatna, R. Kusumawati, and F. Fatimah, "DETEKSI OBJEK MENGHITUNG POHON KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN METODE DEEP LEARNING," *JURNAL PEMBANGUNAN DAERAH*, vol. 2, no. 1, pp. 45–51, Aug. 2020, doi: 10.62389/bina.v2i1.51.
- [5] A. Pribadi and Ade Kurniawan, "Deteksi Penyakit Sawit Menggunakan Metode Deep Learning ", *JSIT*, vol. 5, no. 2, pp. 72–76, Dec. 2022.
- [6] I. Perlindungan and Risnawati, "Pengenalan Tanaman Cabai Dengan Teknik Klasifikasi Menggunakan Metode CNN," *Semin. Nas. Mhs. ilmu Komput. dan Apl.*, pp. 15–22, 2020.
- [7] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.
- [8] D. Irfansyah et al., "Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) AlexNet untuk Klasifikasi Hama pada Citra Daun Tanaman Kopi," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 6, no. 2, pp. 1–11, 2021, doi: 10.30591/jpit.v6i2.2802
- [9] M. Tan and Q. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," in *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, vol. 97, PMLR, 2019, pp. 6105–6114.
- [10] Azizah, Q. N. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 2(1), 28–33, doi: 10.56211/sudo.v2i1.227
- [11] William Wicaksono, Kestrilia Rega Prilianti, Hendry Setiawan, and Prasetyo Mimboro, "Metode Deteksi Cepat Serangan Ganoderma pada Perkebunan Kelapa Sawit dengan Penginderaan Jauh", *j. of Embedded Systems, secur. and intell. Systems*, vol. 3, no. 2, pp. 135–142, Nov. 2022.
- [12] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229
- [13] S. A. Hasanah *et al.*, "A deep learning review of resnet architecture for lung disease Identification in CXR Image," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 24, p. 13111, 2023, doi: 10.3390/app132413111.
- [14] Yuhandri, "Perbandingan Metode Cropping pada Sebuah Citra untuk Pengambilan Motif Tertentu pada Kain Songket Sumatera Barat," *J. KomtekInfo*, vol. 6, no. 1, pp. 97–107, 2019, doi: 10.35134/komtekinfo.v6i1.45.
- [15] J. Sanjaya and M. Ayub, "Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, Aug. 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2688.
- [16] N. Khasanah, N. A. Rachman Komarudin, Y. I. Maulana, and A. Salim, "Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Algoritma Random Forest Skin Cancer Classification Using Random Forest Algorithm," 2021, doi: 10.30700/jst.v1i12.1122.
- [17] C. Xu, P. Coen-Pirani, and X. Jiang, "Empirical study of overfitting in deep learning for predicting breast cancer metastasis," *Cancers*, vol. 15, no. 7, p. 1969, 2023, doi: 10.3390/cancers15071969
- [18] A. Maftukhah, A. Fadlil, dan S. Sunardi, "Butterfly Image Classification using Convolution Neural Network with AlexNet Architecture," *Jurnal Infotel*, vol. 16, no. 1, hlm. 1–8, Feb. 2024, doi: 10.20895/infotel.v16i1.1004
- [19] Jenko, S.; Papadopolou, E.; Kumar, V.; Overman, S.S.; Krepelkova, K.; Wilson, J.; Dunbar, E.L.; Spice, C.; Exarchos, T. Artificial Intelligence in Healthcare: How to Develop and Implement Safe, Ethical and Trustworthy AI Systems. *AI* 2025, 6, 116, doi: 10.3390/ai6060116