

# SISTEM DETEKSI CITRA UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KELAPA SAWIT BERBASIS KECERDASAN BUATAN

Edo Wardus<sup>1</sup>, Riyadi J. Iskandar<sup>2</sup>, Susana<sup>3</sup>

Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Widya Dharma Pontianak

e-mail: <sup>1</sup>20421329\_edo\_w@widyadharma.ac.id, <sup>2</sup>riyadi@widyadharma.ac.id, <sup>3</sup>susana@widyadharma.ac.id

## Abstract

*Palm oil is one of the main agricultural commodities in Indonesia. Oil palms are inseparable from disease attacks which can cause their growth to decrease. Limited information and knowledge of farmers hinders disease control. This research focuses on the need for a system that can help identify palm oil diseases. This research begins with collecting a dataset, then the data preprocessing stage is carried out. Next, the AI model is developed, then the model is trained, validated and evaluated. After that, the model is implemented and tested and documentation and reports are created. During the 20 epochs carried out, there were variations in performance improvements. Although initially the model accuracy was still low, over time the model accuracy began to increase. The test results show that the process of detecting types of oil palm disease is very dependent on image quality, shooting distance, lighting conditions and noise in the image. Test results on a dataset consisting of 6 classes show an accuracy level of 98.63 percent. This image detection system provides good test results for recognizing new data. Thus, this system has proven to be effective and can be used to detect oil palm plant diseases.*

**Keywords:** Artificial Intelligence, Image Detection, Classification of Oil Palm Diseases, Object Detection

## Abstrak

Kelapa sawit merupakan salah satu tanaman yang menjadi komoditas pertanian utama di Indonesia. Kelapa sawit tidak terlepas dari adanya serangan penyakit, yang dapat membuat pertumbuhannya menurun. Keterbatasan informasi dan pengetahuan petani, membuat penanggulangan penyakit menjadi terhambat. Penelitian ini berfokus pada kebutuhan akan sistem yang dapat membantu dalam mengidentifikasi penyakit kelapa sawit. Penelitian ini diawali dengan pengumpulan *dataset*, kemudian dilakukan tahap *preprocessing* data. Selanjutnya, dilakukan pengembangan *model* AI, yang kemudian *model* tersebut dilatih, divalidasi dan dievaluasi. Setelah itu, *model* diimplementasikan, diuji dan dilakukan dokumentasi dan pelaporan. Selama 20 *epoch* pelatihan yang dilakukan, terjadi variasi kenaikan performa. Meskipun pada awalnya akurasi *model* masih rendah, namun seiring berjalannya *epoch*, akurasi *model* mulai meningkat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa proses pendeteksian jenis penyakit kelapa sawit sangat bergantung pada kualitas gambar, jarak pengambilan gambar, kondisi pencahayaan serta *noise* pada gambar. Hasil pengujian pada *dataset* yang terdiri dari 6 kelas menunjukkan tingkat akurasi sebesar 98.63 persen. Sistem deteksi citra ini memberikan hasil uji coba pengenalan terhadap data baru dengan baik. Dengan demikian sistem ini terbukti efektif dan dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit tanaman kelapa sawit.

**Kata kunci:** Kecerdasan Buatan, Deteksi Citra, Klasifikasi Penyakit Kelapa Sawit, Deteksi Objek

## 1. PENDAHULUAN

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem deteksi citra berbasis kecerdasan buatan untuk identifikasi penyakit tanaman kelapa sawit. Kelapa sawit yang merupakan salah satu tanaman perkebunan penghasil minyak nabati yang menjadi komoditas pertanian utama dan unggulan di Indonesia. Tanaman kelapa sawit dapat terserang penyakit jika tidak dirawat dengan baik, yang mana penyakit tersebut dapat membuat pertumbuhan tanaman menjadi menurun. Untuk menangani penyakit pada kelapa sawit, diperlukan pemahaman dan pengetahuan tentang jenis penyakit sehingga penyakit dapat ditangani dengan tepat. Namun seringkali keterbatasan informasi dan pengetahuan yang dimiliki oleh petani tentang jenis penyakit dan metode penanganan yang tepat, membuat penanganan terhadap penyakit menjadi terhambat. Oleh Karena itu, perlu adanya sistem yang dapat membantu untuk mengidentifikasi penyakit kelapa sawit dengan mudah dan tepat. Dengan pemanfaatan kecerdasan buatan, terutama melalui teknologi jaringan saraf tiruan dan deep learning, diharapkan dapat memberikan solusi yang efisien dan akurat dalam pengenalan jenis penyakit. Hal ini akan mengatasi kebutuhan akan solusi pengenalan jenis penyakit tanaman kelapa sawit yang mudah dan tepat.

Penelitian ini juga mengeksplorasi peluang yang luas seiring dengan kemajuan teknologi komputer untuk merancang sistem deteksi citra yang dapat disesuaikan dengan kebutuhan. Sistem ini tidak hanya membantu dalam mendeteksi penyakit pada tanaman kelapa sawit secara cepat dan tepat, tetapi juga mendukung petani dan pengusaha perkebunan dalam manajemen pertanaman. Dengan kemampuan untuk memberikan informasi yang cepat dan tepat mengenai kondisi tanaman, sistem ini juga memungkinkan petani dan pengusaha kelapa sawit untuk membuat keputusan

yang lebih baik dan lebih cepat dalam menangani masalah penyakit. Diharapkan dengan adopsi teknologi ini, para petani dan pelaku industri di sektor kelapa sawit akan dapat memperoleh manfaat yang signifikan.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Metodologi Penelitian

Penelitian ini diawali dengan studi literatur, yang merupakan metode pengumpulan data yang digunakan untuk memperoleh informasi dan wawasan dari berbagai sumber seperti dokumen ilmiah, artikel jurnal, buku, laporan penelitian, dan sumber-sumber tepercaya lainnya yang relevan dengan topik penelitian. Tahap berikutnya adalah pengumpulan *dataset*, yang melibatkan eksplorasi berbagai sumber data. Ini mencakup pengambilan data langsung dari kebun kelapa sawit dengan bekerja sama dengan petani, serta pemanfaatan sumber data *online*. Proses pembagian data dilakukan menggunakan teknik *train\_test\_split* dari *Scikit-Learn* di *Python* untuk memastikan *model* dilatih dengan baik dan mampu menggeneralisasi pada data baru.

Teknik analisis yang digunakan adalah menggunakan teknik berorientasi objek dengan UML sebagai alat pemodelan sistem yang akan dibangun. Selain itu, pendekatan kecerdasan buatan, khususnya penggunaan algoritma *deep learning* untuk klasifikasi gambar, diimplementasikan untuk meningkatkan kinerja sistem dalam mengidentifikasi jenis penyakit pada tanaman kelapa sawit. Dengan seluruh pendekatan ini, diharapkan penelitian ini dapat mencapai tujuannya yaitu mengembangkan sistem deteksi citra yang handal dan akurat dalam mengidentifikasi jenis penyakit tanaman kelapa sawit. Tahapan penelitian ini melibatkan langkah-langkah sebagai berikut:

#### a. Pengumpulan Dataset

Dataset penyakit tanaman kelapa sawit dikumpulkan dari berbagai sumber seperti diambil secara langsung dari lapangan dan diperoleh dari data *online* seperti *google*.

#### b. Preprocessing Data

Data yang telah terkumpul kemudian diproses secara menyeluruh, seperti dilakukan normalisasi, augmentasi, dan perubahan ukuran gambar agar sesuai dengan kebutuhan pengembangan *model*.

#### c. Pengembangan Model AI

*Model* kecerdasan buatan untuk identifikasi penyakit tanaman kelapa sawit dikembangkan dengan menggunakan teknologi jaringan saraf tiruan atau *deep learning* dengan metode *convolutional neural network* terutama *model inception-resnet v2*.

#### d. Pelatihan dan Validasi Model

*Model* kecerdasan buatan (AI) yang telah dikembangkan dilatih menggunakan *dataset* yang telah dikumpulkan dan diproses, kemudian *model* divalidasi untuk memastikan keakuratannya.

#### e. Implementasi dan Pengujian

*Model* terbaik yang sudah di dapat diimplementasikan dalam sistem. Kemudian dilakukan pengujian terhadap fungsionalitas dan akurasi, terutama terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### f. Dokumentasi dan Pelaporan

Seluruh proses penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga pengujian *model*, didokumentasikan secara rinci. Setiap langkah, termasuk metode pengumpulan data, teknik *preprocessing*, algoritma yang digunakan, prosedur pelatihan dan validasi *model* hingga hasil pengujian disusun dalam laporan penelitian untuk memudahkan pemahaman hasil penelitian.

### 2.2 Landasan Teori

#### 2.2.1 Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence)

Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) adalah suatu sistem yang dapat memproses dan belajar dari data yang diberikan dan menggunakan pembelajaran tersebut untuk dapat melakukan tugas seperti yang dilakukan oleh manusia bahkan bisa lebih baik.<sup>[1,2]</sup>

#### 2.2.2 Pembelajaran Mesin (*Machine Learning*)

Pembelajaran mesin merupakan subbagian dari kecerdasan buatan dimana mesin dilatih untuk belajar dari pengalaman masa lalu. Pembelajaran mesin memungkinkan sistem untuk belajar langsung dari contoh, data, dan pengalaman sehingga memungkinkan komputer untuk melakukan tugas tertentu secara cerdas.<sup>[3,4]</sup>

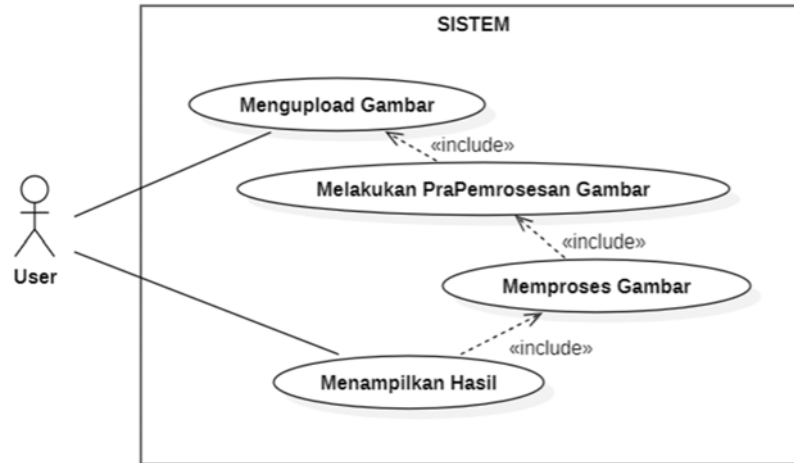
#### 2.2.3 Object Detection

*Object detection* adalah landasan visi komputer. Deteksi objek menempatkan objek dalam gambar atau video, yang memungkinkan untuk dilacak dan dihitung. *Object detection* tidak hanya terbatas untuk menentukan objek apa yang ada dalam gambar (*object classification*), tetapi juga mencakup penentuan lokasi objek tersebut berada (lokasi objek). Metode ini sering digunakan dalam berbagai aplikasi seperti visi komputer, pengolahan citra, dan kecerdasan buatan untuk mendeteksi dan mengenali objek-objek dalam suatu gambar.<sup>[5,6]</sup>

#### 2.2.4 Unified Modeling Language (UML)

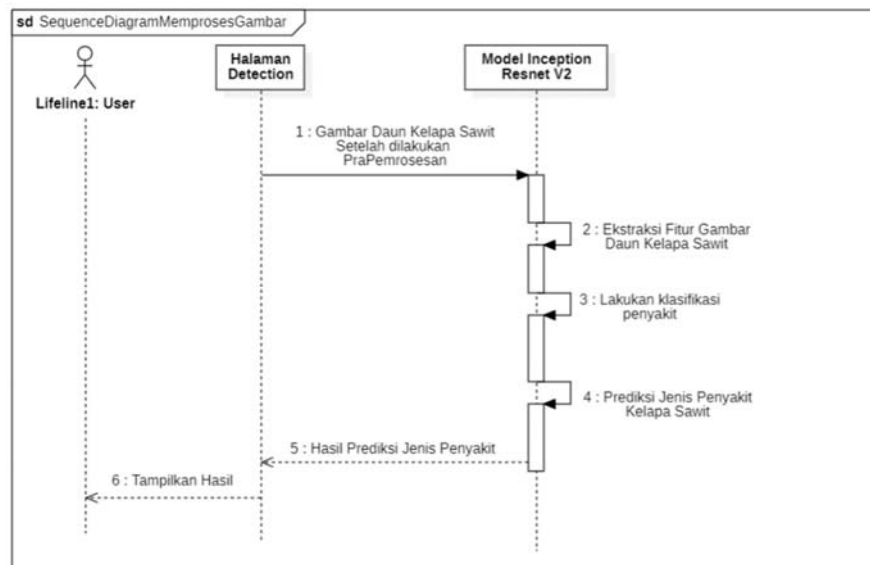
*Unified Modeling Language* (UML) merupakan sebuah bahasa atau metode terbuka yang digunakan untuk menspesifikasi, memvisualisasikan, membangun, dan mendokumentasikan artefak dari sistem perangkat lunak yang sedang dikembangkan. UML juga merupakan bahasa pemodelan yang menggunakan konsep orientasi objek<sup>[7,8]</sup>. Dengan demikian, UML adalah alat yang penting dalam pengembangan sebuah perangkat lunak dan pemodelan sistem.

*Use case diagram* digunakan untuk mendeskripsikan interaksi antara pengguna dengan sistem yang akan dibuat. Pada *use case diagram* sistem deteksi citra pada Gambar 1, terdapat satu aktor yaitu *user* dan sistem. *User* adalah pengguna yang dapat melakukan aksi berupa meng-*upload* gambar daun kelapa sawit. Sistem deteksi citra memiliki *use case* yaitu “Mengupload Gambar”, “Melakukan PraPemrosesan Gambar”, “Memproses Gambar”, dan “Menampilkan Hasil”.



Gambar 1. Use Case Diagram Sistem Deteksi Citra

*Sequence diagram* pada Gambar 2 mengilustrasikan aliran pesan antar objek dalam sistem yang dirancang. Gambar daun kelapa sawit yang sudah di *upload* oleh pengguna yang sebelumnya sudah dilakukan prapemrosesan akan dilakukan proses ekstraksi fitur oleh *model inception resnet v2*. Setelah selesai, *model* akan melakukan klasifikasi penyakit, memprediksi jenis penyakit dan menampilkan hasil prediksinya kepada pengguna (*user*) melalui *user interface* yang sudah dibuat.



Gambar 2. Sequence Diagram Sistem Deteksi Citra

### 2.2.5 Lingkungan Pengembangan Sistem

Sistem deteksi citra ini menggunakan bahasa pemrograman *Python* sebagai inti pengkodean, *Visual Studio Code* sebagai lingkungan pengembangan untuk mengatur pembuatan antarmuka pengguna dan penulisan kode sistem, dan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)*, khususnya *model Inception-ResNet V2* untuk pengenalan citra. Performa sistem diukur menggunakan metrik akurasi dan *Confusion Matrix*. Sistem operasi yang digunakan adalah *Windows 11* sebagai sistem operasi utama yang menjadi landasan untuk semua tahapan proses. *Windows 11* dipilih karena memiliki tingkat kompatibilitas yang baik dengan perangkat keras dan lunak yang diperlukan. Komputer yang digunakan untuk pengembangan dilengkapi dengan spesifikasi yang sudah memumpuni, dengan menggunakan SSD 512 GB M.2 NVMe PCIe, RAM 16GB, serta *processor Intel i5-10300H* dengan *NVIDIA GEFORCE RTX 2060 with Max-Q Design*. Lingkungan ini memungkinkan sistem deteksi citra dapat dikembangkan dan diuji secara optimal.

### 2.2.6 Dataset

*Dataset* adalah kumpulan data yang terstruktur maupun tidak terstruktur yang digunakan untuk analisis data, pelatihan *model* mesin, evaluasi *model* dan pengembangan sistem. Kualitas *dataset* berperan penting dalam menentukan akurasi dan keandalan hasil analisis yang dihasilkan oleh sistem. Sistem ini memiliki *dataset* yang terdiri dari 6 kelas yaitu antraknosa (busuk daun), bercak daun, defisiensi kalium, defisiensi magnesium, serangan hama dan kelapa sawit sehat.



Gambar 3. Contoh Gambar untuk Penyakit Antraknosa (Busuk Daun)

Gambar 3 merupakan *dataset* yang digunakan untuk penyakit antraknosa (busuk daun). Gejala penyakit antraknosa (busuk daun) biasanya dijumpai pada bagian tengah atau ujung daun, berupa bintik terang yang selanjutnya melebar dan daun menjadi kuning dan cokelat gelap. *Dataset* antraknosa (busuk daun) terdiri dari 120 gambar dengan variasi dimensi antara 1900 hingga 3000 *pixel*. Setiap gambar dalam kelas ini direpresentasikan dalam format jpg.



Gambar 4. Contoh Gambar Untuk Penyakit Bercak Daun

Gambar 4 merupakan *dataset* yang digunakan untuk penyakit bercak daun. Penyakit bercak daun ditandai dengan bercak-bercak nekrotik berwarna kecoklatan yang dapat tersebar merata di seluruh penampang daun. Infeksi awal penyakit bercak daun ditandai dengan kemunculan bintik-bintik berwarna kecoklatan yang dikelilingi selaput hitam transparan. *Dataset* penyakit bercak daun terdiri dari 120 gambar dengan variasi dimensi antara 1900 hingga 3000 *pixel*. Setiap gambar dalam kelas ini direpresentasikan dalam format jpg.

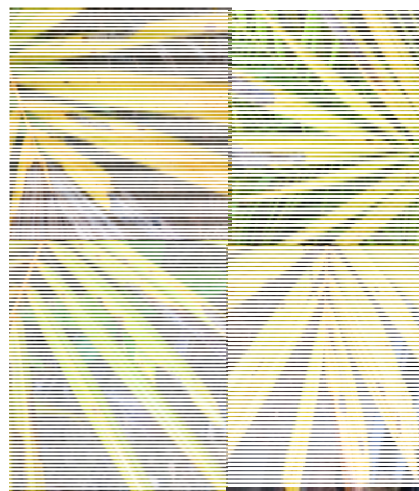
Gambar 5 merupakan *dataset* yang digunakan untuk penyakit defisiensi kalium. Gejala defisiensi kalium yang muncul pada tanaman sawit adalah bercak oranye, *mid crown yellowing*, dan *white strip*. Timbul bintik kuning dan oranye pada permukaan daun, pada gejala yang parah daun akan mengering (nekrosis). *Dataset* defisiensi kalium terdiri dari 120 gambar dengan variasi dimensi antara 1900 hingga 3000 *pixel*. Setiap gambar dalam kelas ini direpresentasikan dalam format jpg.

Gambar 6 merupakan *dataset* yang digunakan untuk penyakit defisiensi magnesium. Gejala yang di timbulkan kelapa sawit yang kekurangan unsur hara magnesium adalah daun yang menguning dan akhirnya gosong seperti terbakar mulai dari tepi anak daun. Gejala defisiensi magnesium dapat terlihat pada pelepah spiral ke 4, 5, 6 dan seterusnya (pelepah tua yang terpapar sinar matahari langsung). Warna pelepah berubah menjadi kuning terang dan kelamaan akan mengering. *Dataset* defisiensi magnesium terdiri dari 120 gambar dengan variasi dimensi antara 1900 hingga 3000 *pixel*.

Setiap gambar dalam kelas ini direpresentasikan dalam format jpg.



Gambar 5. Contoh Gambar Untuk Penyakit Defisiensi Kalium



Gambar 6. Contoh Gambar Untuk Penyakit Defisiensi Magnesium

Gambar 7 merupakan *dataset* yang digunakan untuk serangan hama. Serangan hama pada tanaman kelapa sawit dapat disebabkan oleh beberapa jenis hama, seperti ulat api, belalang dan siput. Hewan-hewan ini akan memakan daun kelapa sawit, hingga hanya menyisakan sedikit daun. Hama yang sering memakan daun kelapa sawit adalah ulat api. Serangan hama ulat tersebut dilakukan dengan menggerogoti bagian daun kelapa sawit, yang dimulai dari helaian daun bagian bawah. Mereka akan membuat daun hanya menyisakan lidi, bahkan dalam kondisi yang sangat parah tanaman bisa kehilangan daun hingga 50% - 90%. *Dataset* serangan hama terdiri dari 120 gambar dengan variasi dimensi antara 1900 hingga 3000 *pixel*. Setiap gambar dalam kelas ini direpresentasikan dalam format jpg.

Gambar 8 merupakan *dataset* yang digunakan untuk kelapa sawit sehat. Ciri fisik yang dapat menjadi penanda tanaman kelapa sawit dalam kondisi sehat adalah seluruh daun berwarna hijau mengkilap. Tidak terdapat warna kusam, bercak-bercak kuning, atau keberadaan zat lain di permukaan daun-daun. *Dataset* kelapa sawit sehat terdiri dari 120 gambar dengan variasi dimensi antara 1900 hingga 3000 *pixel*. Setiap gambar dalam kelas ini direpresentasikan dalam format jpg.

*Dataset* ini menyediakan representasi visual yang kaya akan variasi tekstur, warna dan karakteristik visual dari berbagai jenis penyakit kelapa sawit. Data ini digunakan dalam pengembangan *model* untuk melatih dan menguji algoritma dalam mengenali serta mengklasifikasikan jenis penyakit kelapa sawit. Dengan jumlah *dataset* yang cukup banyak dan variasi, tersedia beragam kondisi visual yang dapat dikenali oleh algoritma. Data yang lengkap dan bervariasi ini memungkinkan algoritma untuk belajar dari berbagai contoh penyakit kelapa sawit, termasuk variasi ukuran, warna, dan bentuk, sehingga meningkatkan kemampuan algoritma untuk mengenali penyakit pada tanaman kelapa sawit.





Gambar 7. Contoh Gambar Untuk Serangan Hama



Gambar 8. Contoh Gambar Untuk Kelapa Sawit Sehat

### 2.2.7 Pengembangan Model

Proses pengembangan *model* pada sistem ini menggunakan *TensorFlow-Keras* untuk melakukan klasifikasi jenis penyakit tanaman kelapa sawit. Tahapan utama pengembangan *model* sistem deteksi citra terdiri dari pemrosesan *dataset*, Penyetelan *model*, pelatihan *model*, evaluasi *model* dan penyimpanan *model* terbaik yang sudah dilatih. Tahap pertama adalah pemrosesan *dataset*. Pada tahap ini, *dataset* gambar daun kelapa sawit akan dibagi menjadi set pelatihan, set validasi dan set pengujian dengan *ratio* 80:10:10 berdasarkan kelasnya dan direktori untuk ketiga set tersebut dibuat terpisah. Selanjutnya *Model* menggunakan arsitektur *Inception-ResNet-V2* dengan dilakukan penyetelan *hyperparameter* menggunakan teknik *hyperband*.

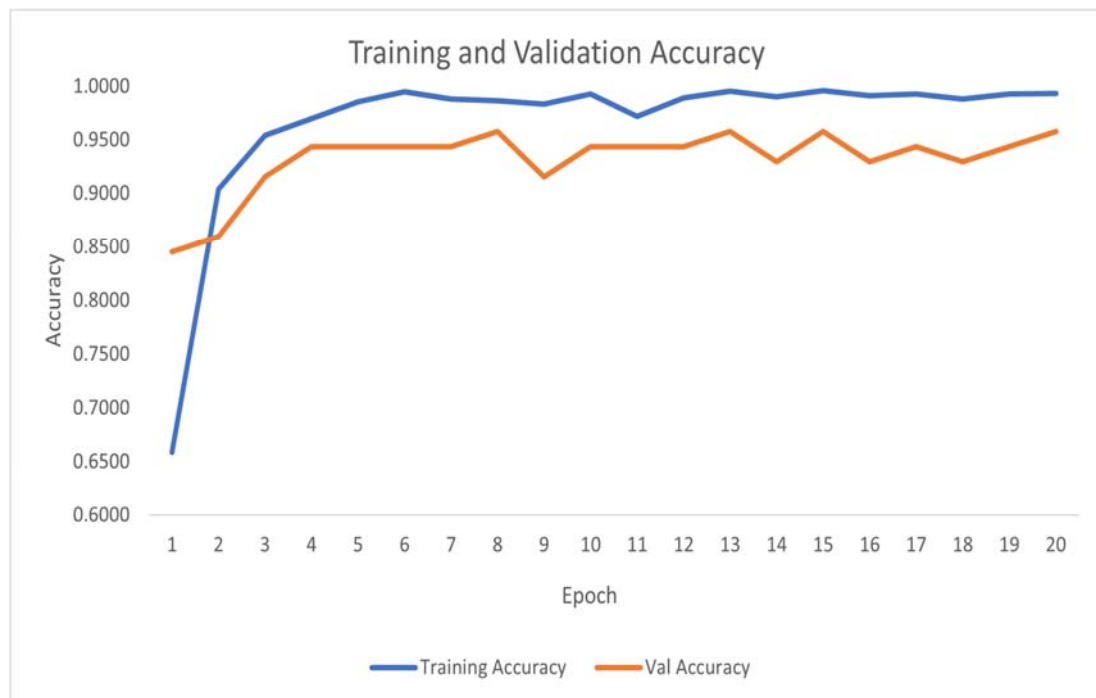
Ukuran citra input gambar yang ditetapkan adalah (224, 224, 3). Hal ini mengindikasikan bahwa citra masukan diharapkan memiliki resolusi 224x224 piksel dengan 3 saluran warna (RGB). Augmentasi data dilakukan menggunakan *ImageDataGenerator* untuk melakukan augmentasi seperti *shear range* (variasi kemiringan), *zoom range* (perbesaran atau perkecilan), *horizontal flip*, *vertical flip*, *rotation range* (rentang rotasi), dan *channel shift range* (rentang pergeseran warna). Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan keberagaman dan jumlah data pelatihan yang dapat meningkatkan generalisasi *model* serta membantu mencegah *overfitting*.

Selanjutnya dilakukan proses pra-pemrosesan dengan melakukan normalisasi intensitas piksel dari rentang [0, 255] menjadi rentang [0-1]. Ini merupakan langkah umum dalam pra-pemrosesan citra yang dapat membantu dalam konvergensi pelatihan *model*. Klasifikasi kelas diatur dengan *class\_mode='categorical'*, hal ini menandakan bahwa *model* akan melakukan klasifikasi multikelas. Yang mana terdapat enam kelas jenis penyakit dengan aktivasi *softmax*. *Model* dilatih menggunakan *dataset* pelatihan dengan konfigurasi *hyperparameter* terbaik yang ditemukan pada pencarian

menggunakan teknik *hyperband* dan dilakukan evaluasi menggunakan *dataset* validasi. Evaluasi ini mencakup penggunaan *confusion matrix* serta perhitungan metrik seperti *presisi*, *recall*, akurasi (*accuracy*), dan *f1-score* menggunakan rumus berdasarkan elemen-elemen *confusion matrix* seperti *true positif*, *true negatif*, *false positif*, dan *false negatif*.

Langkah terakhir, *model* yang telah dilatih dan dievaluasi disimpan menggunakan *best\_model.save()* dengan format *.keras* untuk penggunaan di masa mendatang dalam melakukan prediksi penyakit tanaman kelapa sawit melalui gambar daun kelapa sawit ke kelas yang sesuai. Keseluruhan proses ini sangat bergantung pada struktur *dataset* yang diberikan, di mana kualitas data jumlah *dataset* sangat mempengaruhi kualitas dan kinerja *model*. Selain itu, penggunaan teknik augmentasi gambar serta penyetelan parameter yang sesuai untuk meningkatkan performa *model*.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

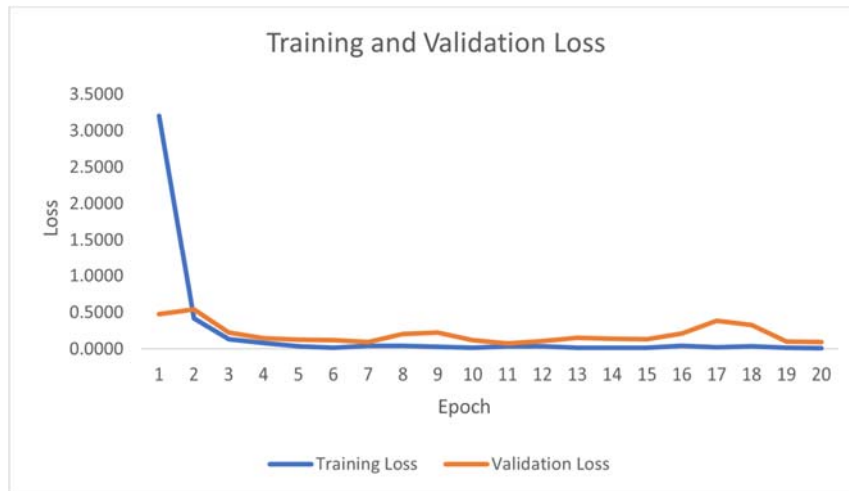


Gambar 9. Evaluasi Training dan Validation Accuracy

Grafik *training* dan *validation accuracy* pada Gambar 9 menggambarkan evolusi performa *model* selama proses pelatihan. Pada awal saat *model* dilatih, terlihat pada grafik akurasi pelatihan dan validasi masih rendah. Namun seiring berjalannya *epoch*, *accuracy* pelatihan dan validasi meningkat secara bertahap. Meskipun terlihat pada grafik akurasi validasi masih lebih rendah daripada akurasi pelatihan, namun trennya menunjukkan peningkatan yang stabil. Pada setiap *epoch*, akurasi validasi dan akurasi pelatihan meningkat secara bertahap. Hal ini menunjukkan bahwa *model* terus belajar dan berkembang selama proses pelatihan. Pada grafik juga terlihat, akurasi validasi masih menunjukkan tren peningkatan meskipun akurasi pelatihan sudah mencapai tingkat tertingginya. Secara keseluruhan, hasil pelatihan yang dilakukan tergolong baik. *Model* telah menunjukkan kemampuannya untuk belajar dari data pelatihan dan menggeneralisasi dengan baik ke data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya (data validasi).

Grafik *training* dan *validation loss* pada Gambar 10 menunjukkan informasi penting, karena memberikan gambaran tentang kemampuan *model* belajar dari data yang diberikan dan seberapa baik *model* menggeneralisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data validasi). Terlihat pada grafik, saat awal pelatihan, *loss* pelatihan dan validasi masih tinggi. Namun seiring berjalannya *epoch*, *loss* pelatihan dan validasi menurun secara bertahap. Hal ini menunjukkan bahwa *model* terus belajar dan berkembang selama proses pelatihan. Secara keseluruhan, hasil pelatihan *model* jika dilihat dari tingkat *loss accuracy* dan *validation* tergolong baik. *Model* telah menunjukkan kemampuannya untuk belajar dari data pelatihan dan menggeneralisasi dengan baik ke data baru (data validasi).

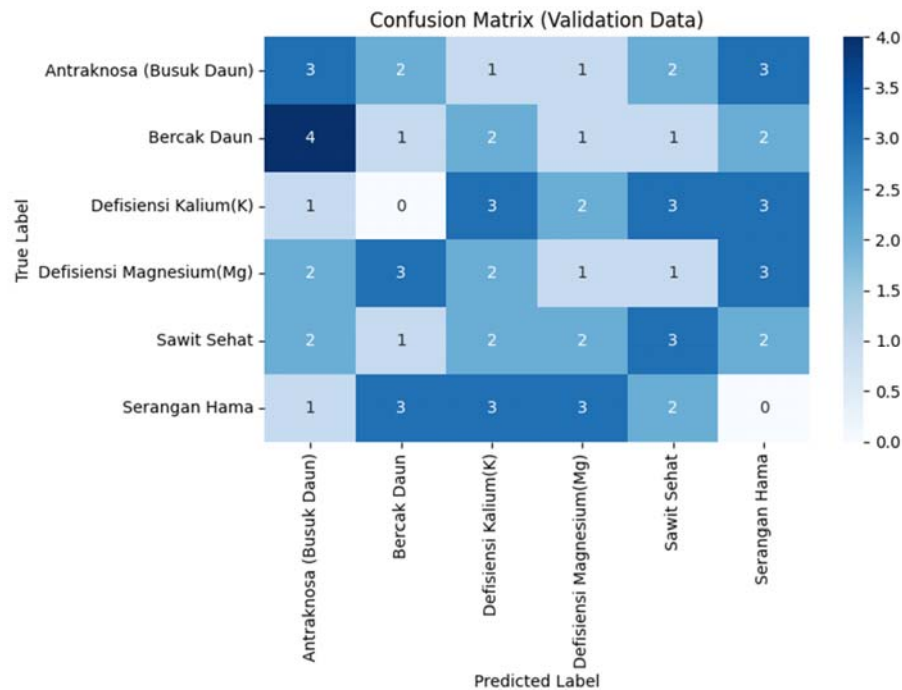
*Confusion matrix validation* data pada Gambar 11 memperlihatkan hasil prediksi yang kurang baik oleh *model*. Terlihat pada *confusion matrix*, prediksi *model* masih belum akurat pada kelas yang ada. Hal ini juga ditunjukkan pada nilai *precision* yang hanya 22,05 persen, *recall* 22,53 persen dan *f1-score* 22,27 persen. Hal ini bisa jadi disebabkan karena jumlah *epoch* yang terlalu banyak, sehingga menyebabkan adanya indikasi *model* mengalami *overfitting*. Hal ini terlihat pada grafik *accuracy* pada Gambar 9, dimana terjadi penurunan *accuracy* pelatihan pada *epoch* ke 11, yang menandakan bahwa akurasi *model* turun pada nilai minimum (*gradient design*).



Gambar 10. Evaluasi Training dan Validation Loss

Tabel 1. Hasil Pengujian Model Untuk Validation Data

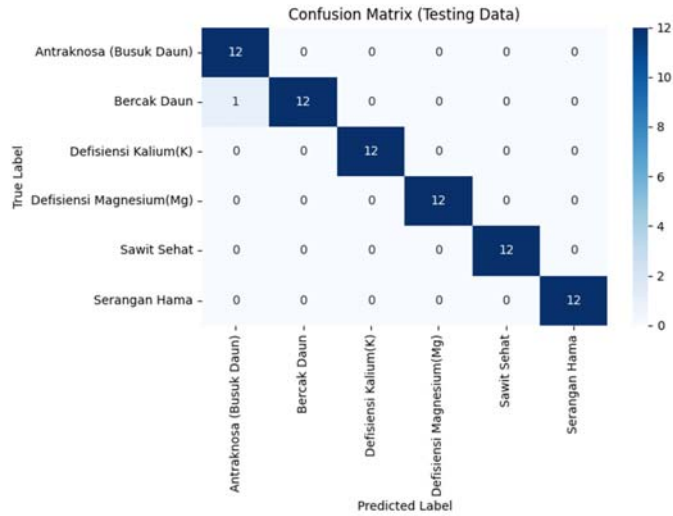
Accuracy	Loss	Precision	Recall	F1-Score
95.77%	9.13%	22.05%	22.53%	22.27%



Gambar 11. Confusion Matrix Validation Data

Namun terlihat pada *confusion matrix testing* data pada Gambar 12, *model* berhasil memberikan prediksi dengan baik pada kelas-kelas yang ada. Hal ini bisa terjadi karena meskipun *model* tidak mampu memberikan prediksi dengan baik pada data validasi yang disebabkan mengalami indikasi *overfitting*, namun dari data validasi tersebut, *model* kembali belajar dan berhasil memperbaiki prediksinya pada data baru. Hal ini dapat terlihat pada *confusion matrix testing data* pada Gambar 12, yang juga didukung dengan nilai *precision* sebesar 98,73 persen, *recall* sebesar 98,63 persen serta *f1-score* sebesar 98,63 persen. Hal ini menandakan bahwa *model* berhasil memberikan prediksi dengan baik pada kelas yang ada dengan tingkat kesalahan yang rendah. Dengan hasil prediksi yang sudah baik pada data *testing*, dapat disimpulkan bahwa *model* telah berhasil belajar dengan baik, sehingga *model* dapat memberikan prediksi yang akurat pada data baru (*testing data*).





Gambar 12. Confusion Matrix Testing Data

Tabel 2. Hasil Training Model untuk Testing Data

Accuracy	Loss	Precision	Recall	F1-Score
98.63%	4.18%	98.73%	98.63%	98.63%

Tabel 3. Hasil Training Model

Epoch	Accuracy	Loss	Validation Accuracy	Validation Loss
1	0.6587	3.2025	0.8451	0.4754
2	0.9038	0.4185	0.8592	0.5452
3	0.9542	0.1369	0.9155	0.2224
4	0.9700	0.0811	0.9437	0.1501
5	0.9854	0.0401	0.9437	0.1257
6	0.9950	0.0180	0.9437	0.1190
7	0.9881	0.0420	0.9437	0.0968
8	0.9865	0.0449	0.9577	0.2031
9	0.9836	0.0325	0.9155	0.2245
10	0.9929	0.0177	0.9437	0.1223
11	0.9720	0.0383	0.9437	0.0788
12	0.9890	0.0396	0.9437	0.1103
13	0.9955	0.0174	0.9577	0.1521
14	0.9902	0.0199	0.9296	0.1435
15	0.9960	0.0167	0.9577	0.1350
16	0.9914	0.0455	0.9296	0.2146
17	0.9925	0.0261	0.9437	0.3854
18	0.9883	0.0369	0.9296	0.3268
19	0.9926	0.0212	0.9437	0.1027
20	0.9934	0.0115	0.9577	0.0966

Tabel 3. menunjukkan hasil pelatihan model. Selama 20 *epoch* yang dilakukan, terjadi variasi kenaikan performa yang tercatat. Akurasi yang pada awalnya hanya 65,87 persen, meningkat dengan konsisten seiring berjalannya *epoch*, hingga pada akhir *epoch* akurasi mencapai 99,34 persen. Pada *validation accuracy*, juga terjadi kenaikan akurasi yang bervariasi. Akurasi validasi yang pada awalnya hanya 84,51 persen, meningkat dengan cukup konsisten hingga pada akhir *epoch* mencapai 95,77 persen. Hal ini mengidentifikasi bahwa *model* telah belajar dengan baik, sehingga *model* dapat melakukan klasifikasi dengan baik terhadap jenis-jenis penyakit tanaman kelapa sawit. Secara keseluruhan, terlihat adanya peningkatan akurasi seiring berjalannya *epoch*. *Model* berhasil mempertahankan konsistensi akurasi meskipun terjadi beberapa variasi penurunan akurasi. Hal ini menunjukkan bahwa *model* secara keseluruhan berhasil mempelajari dan memahami pola-pola yang ada dalam data.

Dalam pengujian yang dilakukan menggunakan data validasi dan data *testing*, *model* belum memberikan hasil prediksi yang baik pada data validasi. Hal ini disebabkan karena jumlah *epoch* yang terlalu banyak sehingga mengakibatkan adanya indikasi *model* mengalami *overfitting*. Meskipun demikian, dari data validasi *model* kembali belajar dan berhasil memperbaiki pengetahuannya. Hal ini dapat dilihat dari performa *model* yang sangat baik pada data *testing*, dimana *model* berhasil memberikan prediksi dengan sangat baik pada kelas yang ada dengan tingkat kesalahan yang kecil.

Performa yang baik pada data *testing* ini menunjukkan bahwa *model* telah berhasil mengenali pola-pola penyakit dengan baik, sehingga *model* dapat memberikan prediksi yang baik pula bahkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (*testing data*). Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa *model* sudah memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru, meskipun performa pada data validasi kurang optimal. Ini menunjukkan bahwa *model* sudah dapat diandalkan dalam mengenali penyakit pada tanaman kelapa sawit.

#### 4. KESIMPULAN

Berikut adalah beberapa kesimpulan dari hasil perancangan sistem deteksi citra untuk identifikasi penyakit tanaman kelapa sawit berbasis kecerdasan buatan.

- Beberapa aspek penting perlu diperhatikan terutama gambar yang akan diidentifikasi. Inputan yang dapat diterima oleh sistem adalah gambar daun kelapa sawit dengan minimal 3 saluran warna (RGB).
- Proses pendeteksian dan pengenalan jenis penyakit kelapa sawit menunjukkan ketergantungan pada kualitas gambar serta kondisi pencahayaan.
- Proses pendeteksian dan pengenalan jenis penyakit juga bergantung pada faktor jarak pengambilan gambar dan keberadaan *noise* di sekitar gambar. Jarak yang terlalu jauh dan keberadaan *noise*, juga akan mempengaruhi performa sistem dalam mengenali jenis penyakit tanaman kelapa sawit.
- Tingkat akurasi pada *model* dengan *dataset* yang terdiri dari 6 kelas mencapai 98.63 persen. Hal ini menunjukkan kemampuan *model* dalam mengenali jenis penyakit tanaman kelapa sawit dengan sangat baik. Selain itu, *Precision* sebesar 98.73 persen, *recall* sebesar 98.63 persen, dan *F1-Score* sebesar 98.63 persen, mengindikasikan keseimbangan yang baik antara ketepatan dan sensitivitas sistem.
- Sistem deteksi citra yang dirancang dapat mengenali jenis penyakit tanaman kelapa sawit dengan baik, termasuk pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil uji coba menunjukkan efektivitas sistem dalam mendeteksi jenis penyakit pada tanaman kelapa sawit, sehingga semakin mendukung potensi penggunaan sistem ini untuk membantu pengguna, terutama petani kelapa sawit, dalam mendeteksi jenis penyakit kelapa sawit dengan cepat.

#### 5. SARAN

Terdapat beberapa saran untuk pengembangan sistem deteksi citra ini lebih lanjut, yaitu sebagai berikut:

- Pengembangan dan Perluasan Dataset  
Pengembangan dan perluasan dataset dengan mencakup lebih banyak jenis penyakit tanaman kelapa sawit serta meningkatkan keberagaman *dataset*, dengan tidak hanya fokus pada deteksi melalui daun tetapi juga dapat dideteksi melalui bagian tanaman kelapa sawit lainnya. Dengan cakupan yang lebih luas dan *dataset* yang lebih beragam, sistem dapat memberikan diagnosis yang lebih akurat dan menyeluruh.
- Pengembangan Algoritma  
Mengembangkan algoritma dengan menerapkan teknik yang lebih canggih dalam pengelolaan gambar dan pengenalan pola untuk meningkatkan performa sistem dalam mengenali jenis penyakit tanaman kelapa sawit.
- Penambahan Pengetahuan  
Mengembangkan sistem dengan memperkenalkan pengetahuan tambahan pada *model*. Hal ini bertujuan agar sistem mampu membedakan bagian tanaman pada kelapa sawit dengan lebih akurat dan mencegah pemberian prediksi yang keliru pada gambar-gambar yang mungkin bukan merupakan bagian dari tanaman kelapa sawit.  
Dengan mempertimbangkan berbagai aspek ini, sistem deteksi citra berbasis kecerdasan buatan untuk identifikasi penyakit tanaman kelapa sawit dapat terus ditingkatkan menjadi lebih baik.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan bimbingan, petunjuk, saran, serta dorongan sehingga penelitian ini dapat diselesaikan. Terima kasih kepada seluruh staf dan dosen Fakultas Teknologi Informasi Universitas Widya Dharma Pontianak atas bimbingan, petunjuk, serta saran yang berharga selama proses penelitian. Peneliti juga ingin mengucapkan terima kasih kepada keluarga, terutama ayah, ibu, om, saudara-saudara serta semua pihak yang sudah memberikan motivasi serta dukungan dalam menyelesaikan penelitian ini. Kontribusi dan dukungan yang diberikan sangat berarti dalam menyelesaikan penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kaplan, Andreas dan Michael Haenlein. (2019). *Siri, Siri in my Hand, who's the Fairest in the Land? On the Interpretations, Illustrations and Implications of Artificial Intelligence*. Business Horizons.
- [2] Dawis, Aisyah Mutia, Irfan Sophan Himawan, Ratnadewi, Dwiny Meidelfi, Junaidi, Faisal Ikhrum, Defni, Indo Intan, Rofig Harun, M. Syauqi Haris, Wahyuddin S., Eka Yuniar, Rakhmat Purnomo, Inayatul Inayah, Aline Gratika Nugrahani. (2022). *Artificial Intelligence “Konsep Dasar Dan Kajian Praktis”*. CV. Tohar Media. Makassar.
- [3] Hartati, Suryani. (2021). *Kecerdasan Buatan Berbasis Pengetahuan*. UGM PRESS.
- [4] Muhammad, Aldi Cahya, Anak Agung Gde Bagus Ariana, Indo Intan, Sumanto, Pastima Simanjuntak, Satria, M. Lutfi MA, Nono Heryana, Harrizki Arie Pradana. (2023). *Dasar-Dasar Pembelajaran Mesin (Foundations Of Machine Learning)*. Sada Kurnia Pustaka. Banten.
- [5] Batubara, Nur Arkhamia, Rolly Maulana Awangga, dan Syafrial Fachrie Pane. (2020). *Perbandingan Faster R-CNN dengan SSD Mobilenet Untuk Mendeteksi Plat Nomor*. Kreatif Industri Nusantara. Bandung.
- [6] Zhang, Kaige dan Heng-Da Cheng. (2023). *Deep Learning for Crack-Like Object Detection*. CRC Press.
- [7] Destriana, Rachmad, Syepri Maulana Husain, Nurdiana Handayani, Aditya Tegar Prahara Siswanto. (2021). *Diagram UML Dalam Membuat Aplikasi Android Firebase “Studi Kasus Aplikasi Bank Sampah”*. Deepublish. Yogyakarta.
- [8] Hanif, Shofwan dan Dian Pramana. (2018). *Pengembangan Bisnis Pariwisata dengan Media Sistem Informasi*. Andi Offset. Yogyakarta.