

## IMPLEMENTASI MODEL *TRANSFER LEARNING* RESNET152V2 UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PEPAYA

Yohanes Riski Ramadhan, Alfis Arif, Riduan Syahri

Teknik Informatika, Institut Teknologi Pagar Alam

Jl. Masik Siagim No.75 Kel. Karang Dalo Kec. Dempo Tengah Kota Pagar Alam

yohanesriskiramadhan@gmail.com

### ABSTRAK

Pepaya merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi penting bagi petani di Kecamatan Pajar Bulan. Namun, produktivitas pepaya sering mengalami penurunan akibat serangan berbagai penyakit pada daun. Selama ini identifikasi penyakit masih dilakukan secara visual oleh petani dan penyuluh, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan diagnosis. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model klasifikasi penyakit daun pepaya berbasis *Deep Learning* menggunakan pendekatan *Transfer Learning* dengan arsitektur ResNet152V2 serta mengintegrasikannya ke dalam aplikasi mobile berbasis Flutter. Dataset yang digunakan berjumlah 800 citra daun pepaya yang terdiri dari empat kelas, yaitu *Antraknosa*, *Blackspot*, *Ringspot*, dan *Healthy*. Data dibagi menjadi 80% untuk training, 10% untuk validasi, dan 10% untuk testing. Tahapan pengolahan data meliputi *cleaning*, *resize* citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi, serta augmentasi data. Proses pelatihan dilakukan dalam dua tahap, yaitu *freeze* dan *fine-tuning* masing-masing selama 100 epoch dengan memanfaatkan bobot pra-latih ImageNet. Hasil evaluasi menunjukkan model mampu mencapai akurasi sebesar 98,75% dengan nilai rata-rata *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebesar 0,99 serta *loss* yang stabil tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Model kemudian dikonversi ke format *TensorFlow Lite* dan berhasil diimplementasikan pada aplikasi Flutter untuk membantu proses identifikasi penyakit daun pepaya secara lebih praktis dan efisien.

**Kata kunci:** *Transfer Learning*, *ResNet152V2*, *Pepaya*, *CNN*, *Flutter*.

### 1. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan sektor strategis yang sangat berperan dalam keberlangsungan perekonomian global dan ketahanan pangan. Pertanian mencakup rangkaian aktivitas manusia seperti bercocok tanam, beternak, memelihara ikan serta mengelola sumber daya kehutanan. Lebih dari setengah penduduk Indonesia bermata pencaharian sebagai petani, sehingga sektor ini memegang peranan penting untuk terus dikembangkan. Istilah pertanian pada cakupan sempit sering merujuk pada kegiatan budidaya tanaman pangan, sedangkan pada cakupan luas meliputi produksi tanaman dan ternak untuk memenuhi kebutuhan hidup manusia [1].

Perkembangan komputer dan teknologi informasi memungkinkan proses identifikasi penyakit dilakukan dengan memanfaatkan *Artificial Intelligence*, salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah pemanfaatan metode *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), yang terbukti efektif dalam melakukan klasifikasi citra secara akurat [2]. Pada era digital saat ini, Era digitalisasi saat ini yang dibutuhkan adalah keterampilan yang berbeda jika dibandingkan dengan era sebelumnya [3].

Pepaya merupakan tanaman buah dari famili *Caricaceae* yang berasal dari kawasan Amerika Tengah dan Hindia Barat. Komoditas ini kini banyak dibudidayakan di berbagai wilayah beriklim tropis maupun subtropis. Penyakit pepaya merupakan masalah utama yang dapat menurunkan kualitas dan hasil panen tanaman pepaya. Beberapa jenis penyakit

yang umum menyerang tanaman ini meliputi gangguan pada buah dan daun [4].

*Convolutional Neural Networks* (CNN) merupakan metode yang sangat efektif dalam mengolah dan menganalisis citra. Lapisan konvolusional pada CNN terdiri atas sejumlah filter yang diterapkan pada gambar maupun pada keluaran dari lapisan sebelumnya untuk menghasilkan representasi fitur, yang selanjutnya diteruskan hingga mencapai lapisan keluaran yang terhubung secara penuh. Saat ini terdapat berbagai arsitektur CNN yang banyak digunakan, seperti AlexNet, GoogleNet, ResNet, NasNet dan EfficientNet [5]. CNN bekerja dengan meniru cara otak manusia dalam memproses informasi visual, yaitu dengan mempelajari fitur hierarkis dari citra seperti tekstur, warna, dan bentuk secara otomatis [6]. Dalam penelitian ini, juga akan menerapkan arsitektur ResNet152V2. Pemilihan ResNet152V2 pada penelitian ini didasarkan pada kebutuhan untuk mengekstraksi fitur penyakit daun pepaya yang memiliki kemiripan pola dan tekstur antar kelas, di mana CNN konvensional dengan kedalaman terbatas dinilai belum cukup optimal.

Berdasarkan hasil observasi dan wawancara dengan petani pepaya di Kecamatan Pajar Bulan, ditemukan bahwa permasalahan utama yang dihadapi adalah kesulitan dalam mengidentifikasi jenis penyakit daun pepaya. Petani umumnya hanya mampu mengenali gejala yang mudah terlihat secara visual, seperti daun keriting, sementara penyakit lain seperti antraknosa, *Ring Spot* dan *Black Spot* sulit dibedakan karena memiliki gejala yang serupa.

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah menghasilkan model klasifikasi yang mampu mengidentifikasi jenis penyakit pada daun pepaya berdasarkan citra daun dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*, khususnya arsitektur ResNet152V2.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem klasifikasi penyakit daun pepaya menggunakan metode deep learning dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis ResNet152V2 melalui pendekatan transfer learning. Model yang dihasilkan kemudian akan diimplementasikan ke dalam aplikasi mobile berbasis Flutter sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu dalam mengidentifikasi penyakit daun pepaya secara lebih cepat dan akurat.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Deep Learning

*Deep learning* merupakan cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan struktur jaringan dengan banyak lapisan untuk memproses informasi, mengekstraksi serta mentransformasi fitur dan menganalisis pola data. Pendekatan ini digunakan secara luas untuk melakukan klasifikasi dan pemahaman data kompleks seperti citra, audio maupun teks [7]. Perkembangan pesat teknologi deep learning dalam beberapa tahun terakhir telah secara signifikan mengubah pendekatan klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra. Dengan memanfaatkan model komputasi yang kuat seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dan Vision Transformer (ViT), berbagai penelitian berhasil mengembangkan sistem diagnosis penyakit tanaman yang semakin akurat dan andal pada beragam bidang pertanian [8].

### 2.2. Convolutional Neural Network

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu jenis algoritma *deep learning* yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk grid, seperti citra atau gambar. CNN mampu melakukan otomatis ekstraksi fitur dan klasifikasi secara bersamaan tanpa harus melakukan *pre-processing* fitur secara manual. Model ini bekerja dengan menggunakan beberapa lapisan, antara lain lapisan *konvolusi*, *pooling* dan *fully connected*, yang secara bertahap dapat mengenali pola dan fitur penting dalam data gambar. CNN sangat efektif digunakan dalam pengolahan citra karena kemampuannya untuk belajar mengenali objek dari berbagai kondisi dan sudut pandang [9].

### 2.3. Model Transfer Learning

*Model Transfer Learning* adalah suatu pendekatan dalam pembelajaran mesin di mana sebuah model yang telah dipelajari dari dataset besar dan umum digunakan (seperti *ImageNet*) digunakan kembali sebagai fondasi untuk mempelajari tugas baru dengan dataset yang lebih kecil dan spesifik. *Transfer learning* dengan fitur-fitur penting yang telah

dipelajari pada model awal dapat digunakan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam memecahkan masalah baru tanpa harus melatih model dari awal secara keseluruhan. Pendekatan ini memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada supaya proses pelatihan menjadi lebih cepat dan hasil yang diperoleh lebih baik, terutama ketika data yang tersedia terbatas [10].

### 2.4. ResNet152V2

ResNet152V2 merupakan salah satu varian jaringan terdalam dalam keluarga ResNet yang terdiri atas 152 lapisan *konvolusional* sehingga membentuk struktur jaringan yang sangat kompleks. Arsitektur ini melakukan penyesuaian urutan pada lapisan *konvolusi*, *batch normalization* dan fungsi aktivasi menjadi format “BN-ReLU-Conv”. Penyesuaian tersebut bertujuan mengoptimalkan aliran gradien, meminimalkan risiko *vanishing gradient* serta meningkatkan kecepatan *konvergensi* dan akurasi model. ResNet152V2 juga dilengkapi lapisan *fully connected* dan *Softmax* yang digunakan pada proses klasifikasi [11].

### 2.5. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan metode evaluasi kinerja pada permasalahan klasifikasi dalam *machine learning*, baik untuk dua kelas maupun lebih. Confusion matrix disajikan dalam bentuk tabel yang menggambarkan jumlah data uji yang diklasifikasikan secara benar dan jumlah data uji yang diklasifikasikan secara salah oleh model [12]. *Confusion Matrix* digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi yang dihasilkan oleh algoritma dengan kelas sebenarnya [13].

### 2.6. Adam Optimizer

*Adaptive Moment Estimation* (Adam) Optimizer merupakan salah satu algoritma optimasi yang paling banyak digunakan dalam proses pelatihan jaringan saraf, termasuk pada *Convolutional Neural Network* (CNN). Adam dirancang untuk memperbarui bobot jaringan secara lebih adaptif dan efisien. Algoritma ini bekerja dengan menghitung dua komponen utama, yaitu rata-rata gradien yang berperan menjaga konsistensi pembaruan bobot serta rata-rata kuadrat gradien yang digunakan untuk menyesuaikan langkah pembaruan berdasarkan besar kecilnya gradien. Melalui mekanisme tersebut, Adam mampu melakukan penyesuaian pembaruan pada setiap parameter secara adaptif, mengurangi fluktuasi selama pelatihan dan mempercepat proses konvergensi model [14].

### 2.7. Flutter

Flutter merupakan Mobile App SDK (Software Development Kit) yang digunakan untuk mengembangkan aplikasi Android dan iOS dengan satu basis kode (single codebase) serta menghasilkan performa yang tinggi. Dengan menggunakan Flutter,

pengembang cukup mempelajari satu teknologi untuk membangun aplikasi mobile pada dua platform sekaligus. Pada awal pengembangannya, *Flutter* dikenal dengan nama “Sky” dan pertama kali berjalan pada sistem operasi Android. *Flutter* secara resmi diperkenalkan pada acara Dart Developer Summit tahun 2015 dengan tujuan mampu melakukan proses rendering grafis secara konsisten hingga 120 frame per detik (fps) [15].

## 2.8. Penelitian Terdahulu

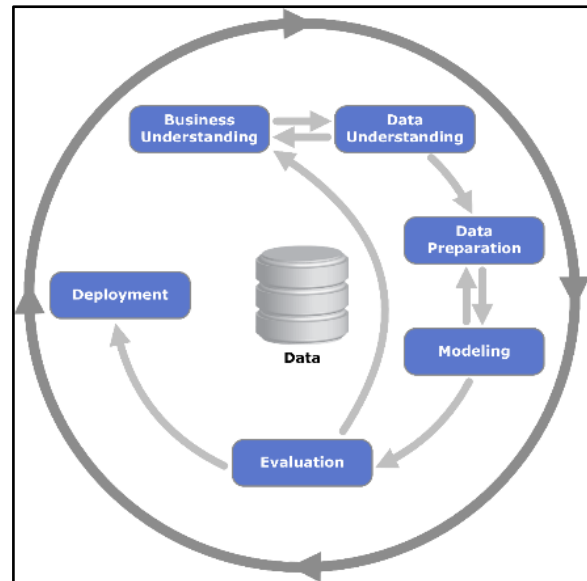
Ridhovan & Suharto. [16] menerapkan metode Residual Network (ResNet) untuk melakukan klasifikasi penyakit pada daun gandum. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ResNet mampu mencapai akurasi lebih dari 95% pada berbagai skenario pembagian data, dengan performa terbaik sebesar 98%. Penelitian tersebut membuktikan bahwa arsitektur ResNet efektif dalam melakukan klasifikasi citra penyakit tanaman.

Oktaviana et al. [17] melakukan penelitian klasifikasi penyakit padi berdasarkan citra daun menggunakan model deep learning dengan pretrained ResNet101. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model tersebut mampu mencapai akurasi sebesar 100% pada data validasi. Peningkatan performa dipengaruhi oleh penerapan arsitektur ResNet101 yang optimal serta penambahan beberapa lapisan pada bagian Fully Connected Layer seperti Dense Layer, BatchNormalization dan Dropout. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan transfer learning pada arsitektur ResNet efektif digunakan untuk mendeteksi penyakit tanaman melalui citra daun.

Suprihanto et al. [18] melakukan penelitian mengenai analisis kinerja ResNet-50 dalam klasifikasi penyakit pada daun kopi robusta. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ResNet-50 memberikan performa terbaik pada kasus binary class dengan akurasi sebesar 92,68%, dibandingkan dengan skenario multiclass yang memiliki tingkat akurasi lebih rendah. Penelitian tersebut juga menyarankan penggunaan dataset yang lebih berkualitas atau modifikasi arsitektur untuk meningkatkan performa model. Penelitian ini memiliki kesamaan dalam pemanfaatan arsitektur ResNet untuk klasifikasi penyakit tanaman.

## 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) sebagai metodologi penelitian karena menyediakan kerangka kerja yang terstruktur, sistematis dan komprehensif dalam pelaksanaan proyek data mining [19]. Metode ini terdiri dari enam tahapan utama yang saling berhubungan dan bersifat iteratif.



Gambar 1. CRISP-DM

### 3.1. Business Understanding

Pemahaman Bisnis merupakan tahap awal dalam kerangka kerja CRISP-DM yang berfokus pada proses memahami tujuan serta kebutuhan proyek dari sudut pandang pengembangan solusi yang dapat diterapkan secara praktis [20]. Tahap awal penelitian ini berfokus pada pengumpulan serta pemahaman data citra daun pepaya. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra daun pepaya yang diambil menggunakan kamera dengan latar belakang putih untuk meminimalkan gangguan visual. Citra yang dikumpulkan mencakup empat kelas, yaitu *Healthy*, *Antraknosa*, *Ring Spot* dan *Black Spot*, dengan jumlah 200 citra untuk setiap kelas, sehingga total dataset berjumlah 800 citra. Seluruh citra kemudian melalui proses augmentasi guna meningkatkan variasi data serta kemampuan generalisasi model. Setelah itu dataset dibagi menjadi tiga bagian sesuai proporsi 80/10/10, yaitu data latih sebanyak 640 citra, data validasi sebanyak 80 citra dan data uji sebanyak 80 citra sebagai dasar evaluasi performa model.

### 3.2. Data Understanding

Peneliti melakukan pemahaman terhadap kebutuhan data yang berkaitan dengan citra daun pepaya pada wilayah Kecamatan Pajar Bulan. Tahap ini mencakup pengenalan karakteristik visual dari setiap kelas penyakit daun pepaya yang umum ditemukan di lapangan. Dataset yang digunakan terdiri dari empat kelas, yaitu *Healthy*, *Antraknosa*, *Ring Spot* dan *Black Spot*. Pengambilan data pada penelitian ini dilakukan secara langsung di kebun petani yang berada di Kecamatan Pajar Bulan. Data berupa citra daun pepaya diperoleh menggunakan kamera smartphone dengan pengaturan pencahayaan alami. Setiap daun pepaya difoto menggunakan latar belakang berwarna putih untuk mengurangi gangguan visual dari lingkungan sekitar serta memastikan objek daun terlihat jelas dan konsisten.

### 3.3. Data Preparation

Proses *Data Preparation* merupakan tahap pengolahan dataset daun pepaya yang telah dikumpulkan. Tahapan ini dilakukan untuk memastikan data dalam kondisi ideal sebelum digunakan oleh model *Transfer Learning* ResNet152V2. Pengolahan data bertujuan untuk mempermudah model dalam memproses citra serta meningkatkan performa model pada saat pelatihan dan pengujian.

### 3.4. Modeling

Pada tahap ini, diawali dengan penggunaan *dataset* citra daun pepaya yang telah melalui proses *prapemrosesan* sebelumnya. Dataset tersebut kemudian dimasukkan ke dalam model *pre-trained* ResNet152V2 sebagai *feature extractor*. Selanjutnya, ditambahkan *custom classifier* yang terdiri dari *Global Average Pooling (GAP)* untuk mereduksi dimensi fitur, *dense layer* sebagai lapisan pembelajaran, *dropout* untuk mengurangi risiko *overfitting*, serta *output layer* dengan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan prediksi kelas penyakit daun pepaya.

Proses pelatihan dilakukan dalam dua tahap, yaitu *freezing and initial training* dan *fine-tuning*. Selama proses pelatihan, dilakukan pengaturan *hyperparameter* meliputi *optimizer*, *learning rate*, *batch size*, jumlah *epoch*, serta fungsi *loss* yang digunakan. Dataset kemudian dibagi menjadi data pelatihan (*training set*), validasi (*validation set*) dan pengujian (*testing set*).

Evaluasi dan analisis performa model dilakukan menggunakan metrik akurasi, *confusion matrix*, serta nilai *precision*, *recall* dan *F1-score*. Selain itu, ditampilkan grafik perubahan nilai *loss* dan *accuracy* pada data pelatihan dan validasi untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan. Tahapan ini bertujuan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan penyakit daun pepaya secara akurat dan konsisten.

### 3.5. Evaluation

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui tingkat kinerja model setelah proses pelatihan [21]. Tahap evaluasi merupakan proses untuk memastikan bahwa model klasifikasi yang dibangun telah bekerja sesuai standar metode *Transfer Learning* berbasis arsitektur ResNet152V2 serta memastikan tidak ada tahapan penting yang terlewat selama proses pengolahan data hingga pelatihan model. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan *Confusion Matrix* dan beberapa metrik kinerja seperti akurasi, presisi, *recall* dan *F1-score* untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra daun pepaya secara tepat.

### 3.6. Deployment

Pada tahap terakhir dalam CRISP-DM, yaitu tahap *deployment*, model ResNet152V2 yang telah melalui proses pelatihan dan evaluasi diimplementasikan ke dalam aplikasi mobile berbasis

Flutter. Model yang telah dikonversi ke format *TensorFlow Lite (tflite)* diintegrasikan ke dalam sistem sehingga dapat digunakan secara langsung oleh pengguna untuk melakukan klasifikasi penyakit daun pepaya. Hasil prediksi yang diperoleh dari proses identifikasi kemudian ditampilkan melalui antarmuka aplikasi dalam bentuk nama kelas dan nilai *confidence*, sehingga informasi dapat dipahami dengan mudah oleh pengguna.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Memuat hasil, Pengujian dan pembahasan tentang skripsi yang telah dilakukan

### 4.1. Business Understanding

Tujuan utama penelitian ini adalah membangun model *Transfer Learning* ResNet152V2 yang mampu membantu petani dalam mendeteksi penyakit daun pepaya secara lebih cepat dan akurat, sehingga dapat meminimalkan risiko penurunan hasil panen. Model yang dikembangkan diharapkan mampu memberikan hasil klasifikasi penyakit daun pepaya sebagai dasar dalam menentukan tindakan pengendalian yang tepat.

### 4.2. Data Understanding

Proses pengolahan data hingga hasil klasifikasi penyakit pada daun pepaya dilakukan dengan tahapan berikut.

- Langkah pertama dalam pengujian menggunakan *Python* pada *Google Colab* adalah melakukan *import library* yang dibutuhkan untuk membangun dan melatih model klasifikasi citra daun pepaya berbasis ResNet152V2.
- Menghubungkan *Google Colab* dengan akun *Google Drive* agar dataset dapat diakses secara langsung. Setelah berhasil terhubung, dilakukan penentuan *path* atau lokasi folder dataset yang tersimpan di dalam direktori *MyDrive*. Dataset yang digunakan berjumlah 200 citra yang terbagi ke dalam empat kelas, yaitu *antraknosa*, *black spot*, *ringspot*, dan daun sehat (*healthy*).
- Setelah proses pembagian dataset menjadi tiga kategori, yaitu *training*, *validation*, dan *testing*, tahapan selanjutnya adalah proses penyiapan dataset. Proses ini dilakukan untuk mempermudah model dalam mempelajari pola pada citra daun pepaya. Pada tahap ini, data terlebih dahulu dilakukan proses *resize* untuk menyeragamkan ukuran citra sesuai dengan kebutuhan input arsitektur ResNet152V2. Setelah itu, dilakukan proses augmentasi data pada data pelatihan guna meningkatkan variasi citra dan mengurangi risiko *overfitting*.

### 4.3. Modeling

Setelah proses penyiapan data selesai dilakukan, tahapan selanjutnya adalah perancangan model *Convolutional Neural Network (CNN)* menggunakan arsitektur ResNet152V2 dengan metode *transfer learning*. Pada tahap ini, model ResNet152V2

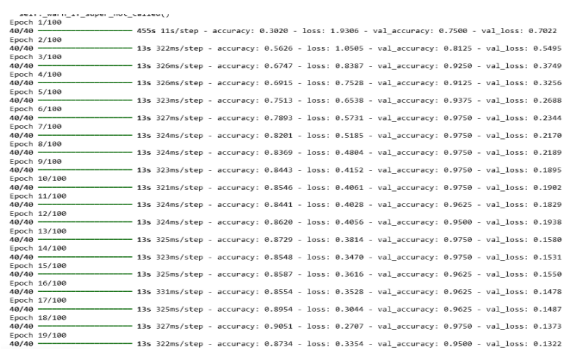
digunakan sebagai *base model* dengan bobot awal dari ImageNet dan parameter `include_top=False` untuk menghilangkan lapisan klasifikasi bawaan. Seluruh layer pada *base model* dibekukan (*freezing*) dengan mengatur `trainable=False` agar bobot awal tidak berubah selama proses pelatihan.

Selanjutnya dilakukan tahap pembangunan model untuk mengidentifikasi penyakit daun pepaya menggunakan arsitektur ResNet152V2. Gambar di bawah ini menampilkan ringkasan model yang menunjukkan jumlah parameter dalam arsitektur *deep learning* yang digunakan, baik parameter yang dapat dilatih maupun yang dibekukan.

Total params: 59,382,788 (226.53 MB)  
Trainable params: 1,051,140 (4.01 MB)  
Non-trainable params: 58,331,648 (222.52 MB)

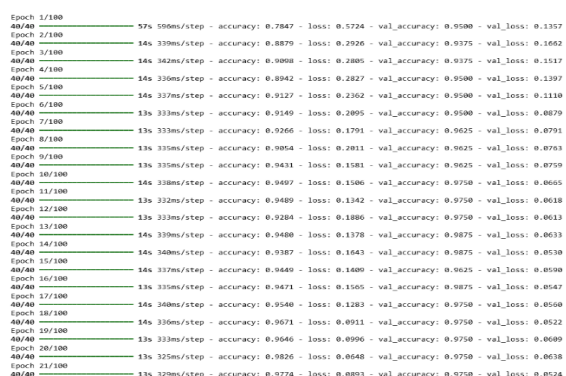
Gambar 2. Model Jaringan Syaraf Yang Telah Berhasil Dibangun

Setelah model dibangun, proses pelatihan dilakukan dalam dua tahap. Pada tahap pertama, seluruh *base model* dibekukan (*freezing*) dan hanya lapisan klasifikasi tambahan yang dilatih selama 100 epoch menggunakan data *training* dan divalidasi dengan data *validation*.



Gambar 3. Proses Pelatihan Model *Freezing* Epoch 1-100

Pada tahap kedua, dilakukan proses *fine-tuning* dengan membuka sebagian layer akhir dari *base model* untuk dilatih kembali, sementara layer lainnya tetap dibekukan. Model kemudian dikompilasi ulang dengan *learning rate* yang lebih kecil dan dilatih kembali selama 100 epoch.



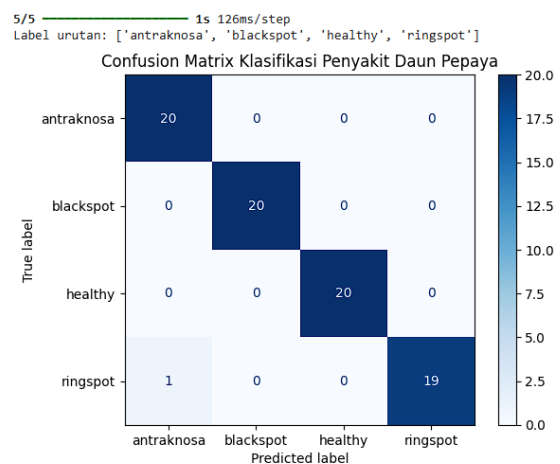
Gambar 4. Proses Pelatihan Model *Fine-tuning* Epoch 1-100

Proses pelatihan ini bertujuan agar model dapat mengenali pola citra daun pepaya secara lebih optimal. Setelah pelatihan selesai, performa model dievaluasi menggunakan data *testing* untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### 4.4. Evaluasi

Evaluasi merupakan proses sistematis untuk menilai kinerja dan efektivitas model serta sistem yang dikembangkan, guna mengetahui apakah tujuan penelitian telah tercapai serta mengidentifikasi kekurangan yang perlu diperbaiki [22].

Pada tahap berikutnya dilakukan pengujian model klasifikasi penyakit daun pepaya menggunakan data uji. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi dengan metode *Confusion Matrix* untuk mengetahui performa model, termasuk tingkat akurasi yang ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 5. Hasil Pengujian *Confusion matrix*

Gambar di atas merupakan *Confusion Matrix* yang membandingkan antara label aktual dengan label hasil prediksi model. Matriks ini menunjukkan sejauh mana model klasifikasi penyakit daun pepaya mampu mengelompokkan data secara tepat. Melalui *Confusion Matrix* tersebut dapat dilihat performa model dalam mengklasifikasikan empat kategori, yaitu *Antraknosa*, *Black Spot*, *Ringspot*, dan Daun Sehat (*Healthy*)



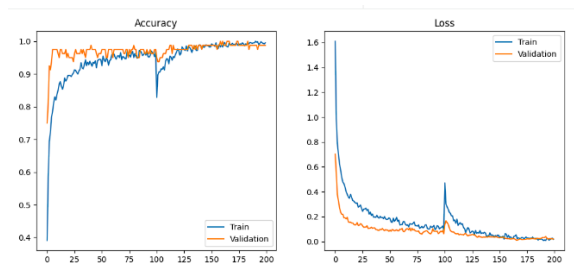
Gambar 6. Hasil Pengujian Model CNN

Berdasarkan hasil pemodelan menggunakan metode *Transfer Learning ResNet152V2*, diperoleh hasil evaluasi pada data pengujian dengan akurasi sebesar 98.75% dan nilai test loss sebesar 0.1286, sebagaimana ditunjukkan pada gambar di atas. Nilai akurasi yang mendekati 100% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan penyakit daun pepaya dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi.

Sementara itu, nilai loss yang rendah menandakan bahwa kesalahan prediksi model tergolong kecil

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| antraknosa   | 0.95      | 1.00   | 0.98     | 20      |
| blackspot    | 1.00      | 1.00   | 1.00     | 20      |
| healthy      | 1.00      | 1.00   | 1.00     | 20      |
| ringspot     | 1.00      | 0.95   | 0.97     | 20      |
| accuracy     |           |        | 0.99     | 80      |
| macro avg    | 0.99      | 0.99   | 0.99     | 80      |
| weighted avg | 0.99      | 0.99   | 0.99     | 80      |

Gambar 7. Laporan Akurasi



Gambar 8. Akurasi Model Dan Loss Model

#### 4.5. Deployment

Tahap deployment merupakan tahapan akhir dalam metode CRISP-DM yang bertujuan untuk mengimplementasikan model klasifikasi yang telah dibangun ke dalam sebuah sistem yang dapat digunakan oleh pengguna. Pada penelitian ini, model transfer learning ResNet152V2 yang telah melalui proses pelatihan dan evaluasi diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis *Flutter* sehingga dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi penyakit daun pepaya secara praktis melalui perangkat mobile.

*Flutter* merupakan framework pengembangan aplikasi mobile berbasis bahasa pemrograman Dart yang dikembangkan oleh Google. *Flutter* memungkinkan pembuatan aplikasi yang dapat berjalan pada berbagai platform seperti Android dan iOS dengan satu basis kode (*single codebase*). Pada penelitian ini, *Flutter* digunakan sebagai media implementasi model klasifikasi agar pengguna dapat melakukan identifikasi penyakit daun pepaya secara langsung melalui perangkat smartphone dengan antarmuka yang sederhana dan mudah digunakan.

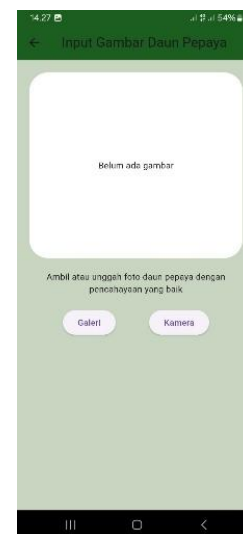
Aplikasi yang dibangun dalam penelitian ini terdiri dari tiga halaman utama, yaitu:

- Halaman utama berfungsi sebagai tampilan awal aplikasi. Pada halaman ini ditampilkan judul aplikasi serta tombol navigasi untuk memulai proses identifikasi penyakit daun pepaya.



Gambar 9. Halaman Utama Aplikasi

- Halaman input gambar halaman ini digunakan untuk mengambil gambar melalui kamera atau memilih gambar dari galeri perangkat. Setelah gambar dipilih, sistem akan melakukan proses preprocessing berupa resize ke ukuran 224x224 piksel dan normalisasi sebelum diteruskan ke model untuk proses klasifikasi.



Gambar 10. Halaman Input Gambar

- Halaman hasil identifikasi halaman ini menampilkan hasil prediksi berupa nama kategori penyakit (*Antraknosa*, *Black Spot*, *Ringspot*, atau *Healthy*) beserta nilai confidence. Hasil ini diperoleh dari output model *TensorFlow Lite* yang telah terintegrasi dalam aplikasi.





Gambar 11. Halaman Hasil Identifikasi

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil mengimplementasikan model Transfer Learning ResNet152V2 untuk klasifikasi penyakit daun pepaya berdasarkan citra menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Model yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 98% dengan nilai rata-rata Precision, Recall, dan F1-Score baik macro maupun weighted sebesar 0,99. Dataset yang digunakan berjumlah 800 citra yang terbagi ke dalam empat kelas, yaitu Antraknosa, Blackspot, Ringspot, dan Healthy, dengan pembagian data sebesar 80% untuk training, 10% untuk validasi, dan 10% untuk testing. Proses pelatihan dilakukan melalui dua tahap, yaitu freeze dan fine-tuning masing-masing selama 100 epoch, yang menunjukkan peningkatan akurasi secara signifikan serta penurunan nilai loss yang stabil. Hal ini menandakan bahwa model mampu mempelajari pola-pola yang relevan dari data dan melakukan generalisasi dengan baik tanpa mengalami overfitting yang signifikan. Selain itu, model yang telah dibangun berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi mobile berbasis Flutter menggunakan format TensorFlow Lite (tflite), sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan identifikasi penyakit daun pepaya secara praktis dan real-time. Penelitian ini juga dapat dijadikan sebagai referensi bagi pengembangan sistem klasifikasi penyakit tanaman berbasis deep learning pada penelitian selanjutnya.

Sebagai pengembangan lebih lanjut, disarankan untuk melakukan penambahan dan variasi dataset guna meningkatkan akurasi serta ketahanan model ketika digunakan langsung di lapangan. Penambahan data dapat dilakukan dengan mengambil citra dalam berbagai kondisi pencahayaan seperti pagi, siang, dan sore hari, menggunakan latar belakang yang berbeda, tingkat keparahan penyakit yang bervariasi, serta usia daun yang beragam. Dengan jumlah dataset yang lebih besar dan kondisi yang lebih variatif, model akan

semakin mampu mengenali pola penyakit secara konsisten serta mengurangi potensi kesalahan klasifikasi saat diterapkan pada kondisi nyata di lingkungan perkebunan. Selain itu, pengembangan selanjutnya dapat dilakukan melalui integrasi dengan sistem berbasis Internet of Things (IoT) yang dilengkapi kamera dan sensor untuk pemantauan secara real-time. Integrasi ini memungkinkan proses diagnosis penyakit daun pepaya dilakukan secara otomatis, lebih cepat, dan lebih efisien, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengendalian penyakit tanaman.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Alif, L. H. Hermawan, and M. Ferdiansyah, "SEKTOR PERTANIAN UNTUK PERTUMBUHAN EKONOMI REGIONAL LAMPUNG," *J. Ekon. DAN BISNIS Islam*, vol. 02, no. 2018, pp. 102–111, 2023.
- [2] Nurmaleni and A. Arif, "Optimasi Model Deep Learning EfficientNet Berbasis Citra Digital Untuk Deteksi Penyakit Padi," *Jurnal Ilmiah B E T R I K*, vol. 16, no. 03, pp. 9–12, 2025.
- [3] I. Aggraini, A. Nasrullah, and F. Rahmadayanti, "DIGITAL MARKETING POTENSI DESA DALAM PEMBERDAYAAN PENGELOLA BADAN USAHA MILIK DESA ( BUMDES ) Abstrak," *J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 5, no. 01, pp. 19–23, 2022.
- [4] F. A. Irawan, M. Sudarma, and D. C. Khrisne, "RANCANG BANGUN APLIKASI IDENTIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PEPEYA CALIFORNIA BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN METODE CNN MODEL ARSITEKTUR SQUEEZENET," *J. SPEKTRUM*, vol. 8, no. 2, pp. 18–27, 2021.
- [5] A. C. Milano, A. Yasid, and R. T. Wahyuningrum, "KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN MODEL DEEP LEARNING EFFICIENTNET-B6," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 12, no. 1, 2024.
- [6] D. Puspita, I. R. Padya, Efan, and F. Putrawansyah, "Robusta Coffee Disease Classification Using Optimized MobileNetV3 and DenseNet169," *IIETA*, vol. 30, no. 11, pp. 2917–2928, 2025.
- [7] A. J. Bastari and A. Cherid, "KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN TOMAT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN IMPLEMENTASI MODEL H5 PADA APLIKASI DESKTOP," *J. Sist. Inf. dan Sist. Komput.*, vol. 8, no. 2, pp. 199–207, 2023.
- [8] A. Arif, F. Putrawansyah, and I. Jangcik, "Detection of Coffee Leaf Diseases Using Lightweight Deep Learning: A Comparative Study of EfficientNet-B0 and Vision Transformer," *IIETA*, vol. 30, no. 9, pp. 2393–2404, 2025.

- [9] Q. N. Azizah, "Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet," *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 0–5, 2023.
- [10] E. Anggiratih, S. Siswanti, S. K. Octaviani, and Arumsari, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 Dengan Transfer Learning," *J. Ilm. Sinus*, vol. 19, no. 1, pp. 75–83, 2021.
- [11] Y. Zhao, Z. Fan, H. Yao, T. Zhang, and B. Seng, "Automatic Classification and Recognition of Qinghai Embroidery Images Based on the SE-ResNet152V2 Model," *IET Image Process.*, vol. 19, no. 1, 2025, doi: 10.1049/ipr2.70108.
- [12] F. Putrawansyah and T. Susanti, "Penerapan Metode Support Vector Machine Terhadap Klasifikasi Jenis Jambu Biji," *JIKO (JURNAL Inform. DANKOMPUTER)*, vol. 8, no. 1, pp. 193–204, 2024, doi: 10.26798/jiko.v8i1.988.
- [13] R. Syahri and D. Puspita, "Classification Of Outstanding Students Using Support Vector Machine (SVM) Based on Data Mining," *JITE (Journal Informatics Telecommun. Eng. Available)*, vol. 9, no. 1, pp. 13–23, 2025, doi: 10.31289/jite.v9i1.13191.
- [14] S. Pariyasto, V. A. Warongan, and Suryani, "Optimalisasi klasifikasi citra medis menggunakan cnn dan adam optimizer dengan paramater minimum," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 1, pp. 691–701, 2025.
- [15] M. Hendriawan, T. Budiman, V. Yasin, and A. S. Rini, "Pengembangan aplikasi e-commerce di pt. putra sumber abadi menggunakan flutter," *J. Inf. Syst. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 1, pp. 69–88, 2021, doi: 10.52362/jisicom.v5i1.
- [16] A. Ridhovan and A. Suharso, "Penerapan metode residual network (resnet) dalam klasifikasi penyakit pada daun gandum," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 07, no. 01, pp. 58–65, 2022.
- [17] U. N. Oktaviana, R. Hendrawan, A. D. K. Annas, and G. W. Wicaksono, "Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101," *J. RESTI*, vol. 5, no. 2, pp. 9–11, 2021.
- [18] Suprihanto, I. Awaludin, M. Fadhil, and M. A. Z. Zulfikor, "Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta," *J. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 116–122, 2022.
- [19] A. Arif and D. Gusmaliza, "Sistem Cerdas Deteksi Status Gizi Anak melalui Eksplorasi Algoritma C . 45 dan Forward Feature Selection," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 744–753, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i2.28014.
- [20] R. Syahri, D. Puspita, and R. Masdalipa, "Integration of Machine Learning and Web-Based Expert Systems for Diabetes Risk Analysis in Pagar Alam," *Int. J. Knowl. Database*, vol. 05, no. 02, pp. 206–217, 2025.
- [21] I. Anggraini, D. Setiadi, and A. Martiana, "PEMBUATAN BUBUK CABAI MERAH (BuCaMer) UNTUK MENGOPTIMALKAN PRODUKSI DAN PEMASARAN CABAI DI KOTA PAGAR ALAM," *J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 5, no. 1, pp. 97–102, 2025.
- [22] F. Putrawansyah, R. Syahri, and I. R. Padya, "Optimalisasi Kader Posyandu Kelurahan Bangun Rejo Pembuatan Produk Makanan Tambahan Seblak (Sehat, Bergizi, Lahap, Enak) Ferry," *J. Pengabd. Masy.*, vol. 5, no. 4, pp. 984–996, 2025.