

**Protected by PDF Anti-Copy Free**

**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

**MODEL *TRANSFER LEARNING* DALAM KLASIFIKASI  
PENYAKIT DAUN JAGHUNG MENGGUNAKAN ARSITEKTUR  
DEEP NEURAL NETWORK-201**



**SKRIPSI**

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan Pendidikan  
Program Sarjana (S-1)  
Pada Program Studi Rekayasa Sistem Komputer**

**Oleh :**

**M.SANDY TIRTA**

**NIM : 2102010026**

**PROGRAM STUDI REKAYASA SISTEM KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU TEKNIK  
UNIVERSITAS BINA INSAN**

**2025**

**Protected by PDF Anti-Copy Free**

**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

**HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI**



**MODEL *TRANSFER LEARNING* DALAM KLASIFIKASI  
PENYAKIT DAUN JAGUNG MENGGUNAKAN ARSITEKTUR  
DENSENET-201**

**Oleh :**

**M.SANDY TIRTA**

**NIM : 2102010026**

**Lubuklinggau, 24 Januari 2025**

**Pembimbing I**

**Pembimbing II**

**Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom**

**Antoni Zulus , M.Kom**

**Mengesahkan**

**Dekan Fakultas Ilmu Teknik**

**Universitas Bina Insan,**

**Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom**

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

## HALAMAN PERSETUJUAN TIM PENGUJI SKRIPSI



Pada hari ... tanggal ... tahun 2025 telah dilaksanakan sidang Skripsi oleh Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan.

Nama : M.Sandy Tirta

NIM : 2102010026

Judul Skripsi : Model *Transfer Learning* Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur Densenet-201

### Komisi Penguji

1. Ketua : Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom (.....)

2. Sekretaris : Antoni Zulus, M.Kom (.....)

3. Anggota : Armanto, M.Kom (.....)

Mengetahui,  
Kepala Program Studi Rekayasa Sistem Komputer  
Fakultas Ilmu Teknik  
Universitas Bina Insan

Armanto, M.Kom

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### HALAMAN MOTTO DAN PERSEMBAHAN



#### MOTTO :

- ❖ “Keberhasilan bukanlah akhir dari segalanya, kegagalan bukanlah kehancuran, keberanian untuk terus berjuang adalah segalanya.”
- ❖ "Jangan berhenti ketika lelah, berhentilah ketika selesai."

#### Persembahan Kepada :

- ❖ Kedua orang tuaku, Ayahanda M. Yusuf dan Ibundaku, Ibunda Rosnawati. Mereka sangat berperan penting dalam menyelesaikan program studi penulis, yang telah memberikan semangat, motivasi dan juga doa.
- ❖ Untuk kakakku. Terima kasih sudah memberikan motivasi dan semangat.
- ❖ Untuk teman seperjuangan. Terimakasih atas segala bantuan, waktu, support dan kebaikan yang diberikan kepada penulis disaat masa sulit mengerjakan skripsi ini.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### HALAMAN PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama :  Tirta

NIM : 2102010026

Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer

Fakultas : Ilmu Teknik

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa penelitian dan penulisan Skripsi yang saya susun sebagai persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana (S-1) Universitas Bina Insan, merupakan hasil kerja saya sendiri dan tidak menyuruh orang lain yang mengerjakannya. Ada pun bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain dan telah saya tuliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah dan etika penulisan ilmiah.

Jika dikemudian hari ternyata terbukti bahwa penelitian dan tugas akhir ini bukan hasil kerja saya sendiri atau plagiat dalam bagian-bagian tertentu, maka saya bersedia dikenakan sanksi sesuai peraturan perundangan yang berlaku.

**Lubuklinggau, 24 Januari 2025**

**Penulis,**

**M.Sandy Tirta**

**NIM : 2102010026**

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

**ABSTRACT**



*Corn leaf diseases can significantly impact agricultural production. This study uses a transfer learning model with DenseNet-201 architecture to automatically classify corn leaf diseases. The dataset consists of corn leaf images with several disease categories, including healthy leaves. The process involves data augmentation to improve accuracy and reduce overfitting. Results showed that the DenseNet-201 model achieved accuracy 97% on the test data, demonstrating superiority in performance and efficiency over other methods. This study proves that DenseNet-201 is effective in supporting accurate and rapid disease detection for precision agriculture practices.*

**Keywords:** *corn leaf disease, transfer learning, DenseNet-201, image classification*

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

**ABSTRAK**

Penyakit daun jagung dapat mengurangi produksi pertanian secara signifikan. Penelitian ini menggunakan metode *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 untuk mengklasifikasikan penyakit daun jagung secara otomatis. Dataset terdiri dari gambar daun jagung dengan beberapa kategori penyakit, termasuk daun yang sehat. Proses ini melibatkan augmentasi data untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi *overfitting*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model DenseNet-201 mencapai akurasi 97% pada data uji, menunjukkan keunggulan dalam kinerja dan efisiensi dibandingkan metode lainnya. Penelitian ini membuktikan bahwa DenseNet-201 efektif dalam mendukung deteksi penyakit yang akurat dan cepat untuk praktik pertanian presisi.

**Kata Kunci:** Penyakit Daun Jagung, *transfer learning*, DenseNet-201, klasifikasi citra

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**  
**KATA PENGANTAR**

Alhamdulillah puji dan penulis ucapkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya yang memberikan kekuatan dan kesempatan, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan maksimal, Untuk diajukan sebagai syarat menyelesaikan pendidikan program Sarjana (S-1) Pada Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan. Sholawat beserta salam semoga tetap tercurahkan kepada baginda Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat, serta umatnya hingga akhir zaman.

Selama proses penulisan dan penyusunan skripsi ini, penulis telah berusaha sebaik-baiknya untuk dapat menyelesaikan skripsi ini baik tepat pada waktunya. Penulis menyadari bahwa skripsi ini tentunya masih jauh dari sempurna dan mungkin terdapat kesalahan baik sengaja maupun tidak sengaja. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun tentunya sangat diharapkan dari berbagai pihak.

Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu selama proses penyelesaian skripsi ini diantaranya yaitu :

1. Bapak/Ibuku yang telah banyak memberikan dukungan dan bantuannya dalam penulisan Skripsi ini.
2. Bapak Dr. H. Sardiyo, M.M. selaku Rektor Universitas Bina Insan.
3. Bapak Dr. Muhamad Akbar, S.T., M.IT selaku Wakil Rektor I Universitas Bina Insan.
4. Bapak Wakhid Nur Mukhlis, M.Pd., M.M selaku Wakil Rektor II Universitas Bina Insan.
5. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan skripsi ini.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

6. Bapak Armanto, M.Kom selaku Kepala Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Universitas Bina Insan Lubuklinggau telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan skripsi ini.
7. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom selaku Pembimbing I yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
8. Bapak Antoni Zulus, M.Kom selaku Pembimbing II yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
9. Bapak/Ibu selaku Penguji yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
10. Seluruh Staf Dosen dan Karyawan Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak memberikan ilmu pengetahuan dan bimbingan kepada penulis.

Akhir kata semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi untuk penelitian selanjutnya.

Lubuklinggau, 24 Januari 2025

**M.Sandy Tirta**

**NIM : 2102010026**

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

## DAFTAR RIWAYAT HIDUP



### **Biodata**

Nama : M.Sandy Tirta  
Tempat / Tanggal Lahir : Lubuklinggau, 23 Februari 2003  
Jenis Kelamin : Laki-laki  
Agama : Islam  
Alamat : Dusun 1 Desa Air Lesing

### **Pendidikan**

- SD : SD N 62 Lubuklinggau
- SMP : SMP N 11 Lubuklinggau
- SMA : SMK Yadika Lubuklinggau

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

## DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN MOTTO DAN PERSEMBAHAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN.....	v
<i>ABSTRACT</i> .....	vi
ABSTRAK.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvii
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang Penelitian.....	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	5
1.3 Rumusan Masalah.....	5
1.4 Batasan Masalah.....	6
1.5 Tujuan dan Manfaat.....	6
1.5.1 Tujuan Penelitian.....	6
1.5.2 Manfaat Penelitian.....	7
1.6 Sistematika Penulisan.....	8
<b>BAB II KAJIAN PUSTAKA.....</b>	<b>9</b>
1.1 Literatur.....	9
1.2 Penelitian Terdahulu Yang Relevan.....	27
1.3 Kerangka Berfikir.....	30

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>31</b>
3.1 Metode Penelitian.....	31
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	31
3.3 Metode Pengembangan Sistem.....	32
3.4 Tempat dan Waktu Penelitian.....	34
3.4.1 Tempat Penelitian.....	34
3.4.2 Waktu Penelitian.....	34
3.5 Alat dan Bahan.....	35
3.5.1 Alat.....	35
3.5.2 Bahan.....	36
3.6 Analisis Kebutuhan dan Analisis Sistem.....	37
3.6.1 Analisis Kebutuhan.....	37
3.6.2 Analisis Sistem.....	38
3.7 Metode Pengujian Sistem.....	45
3.8 Rancangan Sistem.....	46
<b>BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>48</b>
4.1 Gambaran Umum.....	48
4.2 Hasil Penelitian.....	48
4.3 Pembahasan.....	71
4.4 Pengujian Sistem.....	72
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b> .....	<b>78</b>
5.1 Kesimpulan.....	78
5.2 Saran.....	78
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	<b>79</b>
<b>LAMPIRAN</b>	

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**  
**DAFTAR TABEL**



	<b>Halaman</b>
Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....	27
Tabel 3.1 Jadwal Kegiatan.....	33
Tabel 3.2 Perangkat Keras.....	34
Tabel 3.4 Perangkat Lunak.....	34
Tabel 3.5 Distribusi Data.....	40

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

## DAFTAR GAMBAR



	<b>Halaman</b>
Gambar 2.1 Tanaman jagung ( <i>Zea mays L</i> ).....	10
Gambar 2.2 Penyakit Bercak Daun Jagung.....	11
Gambar 2.3 Penyakit Karat Daun Jagung.....	11
Gambar 2.4 Penyakit Hawar Daun Jagung.....	13
Gambar 2.5 Daun Jagung Sehat.....	14
Gambar 2.6 Tahapan CNN Dalam <i>Input</i> Gambar.....	17
Gambar 2.7 <i>Layer Dense Blok</i> .....	18
Gambar 2.8 Arsitektur DenseNet201.....	19
Gambar 2.9 <i>Confusion Matrix</i> .....	21
Gambar 2.10 Skema <i>10-fold cross validation</i> .....	26
Gambar 2.11 Kerangka Berfikir.....	29
Gambar 3.1 <i>Framework AI Lifecycle</i> .....	31
Gambar 3.2 <i>Flowchart</i> Analisis Kebutuhan.....	36
Gambar 3.3 <i>Flowchart</i> Analisis Sistem.....	37
Gambar 3.4 Grafik Dataset.....	39
Gambar 3.5 Hasil Augmentasi.....	41
Gambar 3.6 Hasil Augmentasi Penyakit Daun Jagung.....	42
Gambar 3.7 <i>Flowchart Modelling</i> .....	43
Gambar 3.8 <i>Flowchart Training</i> dan <i>Testing Data</i> .....	45
Gambar 3.9 Rancangan <i>Input Processing</i> dan <i>Output</i> .....	46
Gambar 4.1 Jumlah Penyakit Daun Jagung.....	48
Gambar 4.2 <i>Import Library</i> .....	49
Gambar 4.3 Codingan Split Data.....	49
Gambar 4.4 Hasil <i>Split Data</i> ( <i>train, validation</i> dan <i>test</i> ).....	50
Gambar 4.5 Codingan <i>Pre-processing</i> .....	51

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

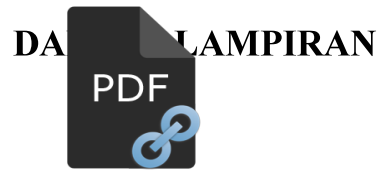
Gambar 4.6 <i>Output</i> dari <i>Pre-processing</i> .....	52
Gambar 4.7 Codingan Untuk Memasukkan Model.....	52
Gambar 4.8 <i>Output</i> Model Dengan <i>PDF</i> .....	54
Gambar 4.9 Codingan <i>K-fold Cross Validation</i> .....	55
Gambar 4.10 Pembagian Data <i>K-fold</i> .....	55
Gambar 4.11 Hasil <i>Training K-fold</i> .....	56
Gambar 4.12 Hasil Akhir <i>K-fold Cross Validation</i> .....	56
Gambar 4.13 Codingan Pelatihan Model.....	57
Gambar 4.14 Proses <i>Training</i> Model.....	58
Gambar 4.15 Codingan <i>Accuracy</i> dan <i>Loss</i> .....	59
Gambar 4.16 Model <i>Accuracy</i> .....	59
Gambar 4.17 Model <i>Loss</i> .....	60
Gambar 4.18 Codingan <i>Learning Rate</i> .....	60
Gambar 4.19 Codingan Evaluasi Model.....	61
Gambar 4.20 Hasil Evaluasi Model.....	61
Gambar 4.21 Menyimpan Model.....	62
Gambar 4.22 Codingan Visualisasi <i>Confusion Matrix</i> .....	63
Gambar 4.23 Visualisasi <i>Confusion Matrix</i> .....	64
Gambar 4.24 Hasil <i>Classification Report</i> .....	65
Gambar 4.25. Codingan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung.....	66
Gambar 4.26. Codingan Fungsi Klasifikasi Gambar.....	66
Gambar 4.27 Codingan Dataframe Hasil Klasifikasi.....	67
Gambar 4.28 Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Jagung.....	67
Gambar 4.29 Tampilan Awal <i>Website</i> .....	68
Gambar 4.30 Memasukkan Gambar Penyakit Daun Jagung.....	68
Gambar 4.31 Hasil Klasifikasi Penyakit Bercak Daun.....	69
Gambar 4.32 Hasil Klasifikasi Penyakit Hawar Daun.....	69
Gambar 4.33 Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Sehat.....	70

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Gambar 4.34 Hasil Klasifikasi Penyakit Karat Daun.....	70
Gambar 4.35 Hasil Pengujian Confusion Matrix.....	70
Gambar 4.36 Hasil Pengujian Confusion Report.....	73
Gambar 4.37 Tampilan Awal Web.....	74
Gambar 4.38 Memasukkan Gambar Penyakit Daun Jagung.....	74
Gambar 4.39 Hasil Klasifikasi Penyakit Bercak Daun.....	75
Gambar 4.40 Hasil Klasifikasi Penyakit Hawar Daun.....	75
Gambar 4.41 Hasil Klasifikasi Daun Sehat.....	76
Gambar 4.42 Hasil Klasifikasi Penyakit Karat Daun.....	76

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



- Lampiran 1. SK. Pembimbing Dan Penguji (Proposal Dan Hasil Skripsi)
- Lampiran 2. *Form* Lembar Perbaikan Ujian Skripsi
- Lampiran 3. *Form* Lembar Perbaikan Seminar Proposal
- Lampiran 4. *Form* Lembar Bimbingan Skripsi
- Lampiran 5. *Form* Lembar Bimbingan Proposal
- Lampiran 6. *Plagiarism Scan Report (Turnitin)*
- Lampiran 7. Jurnal

**Protected by PDF Anti-Copy Free**

**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

## **BAB I**



### **1.1 Latar Belakang Penelitian**

Pertanian merupakan salah satu sektor utama yang menopang perekonomian di banyak negara, terutama di negara-negara agraris seperti Indonesia. Komoditas pertanian, termasuk jagung, memiliki peran penting dalam mencukupi kebutuhan pangan dan pakan ternak. Jagung (*Zea mays*) adalah daun pangan kedua terbesar setelah padi di Indonesia, yang digunakan sebagai bahan baku utama untuk berbagai industri seperti makanan, pakan ternak, dan biofuel. Karena perannya yang strategis, upaya untuk meningkatkan produktivitas jagung menjadi sangat penting, terutama dalam menghadapi berbagai tantangan seperti hama dan penyakit daun yang sering kali menghambat produksi [1].

Salah satu tantangan utama dalam budi daya jagung adalah serangan penyakit yang dapat menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen. Penyakit pada daun jagung dapat menyebabkan kerugian ekonomi yang signifikan, terutama jika tidak ditangani dengan baik. Beberapa penyakit umum yang menyerang daun jagung termasuk busuk batang, hawar daun, karat daun, dan bercak daun [2]. Pengendalian penyakit ini memerlukan diagnosis yang cepat dan tepat agar tindakan pengobatan atau pencegahan dapat dilakukan segera. Namun, proses diagnosis penyakit daun secara manual sering kali membutuhkan waktu yang lama dan keahlian khusus, sehingga muncul kebutuhan akan teknologi yang lebih efisien untuk mengatasi masalah ini [3].

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dan pembelajaran mesin (*Machine Learning*) telah menunjukkan potensi besar dalam membantu berbagai sektor, termasuk pertanian. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam deteksi penyakit daun adalah *computer vision*, yaitu pemrosesan citra untuk mengenali pola atau

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

karakteristik tertentu pada gambar daun, batang, atau bagian daun lainnya yang terkena penyakit [4]. Penggunaan teknologi ini memungkinkan identifikasi penyakit daun secara otomatis dari gambar, dengan akurasi yang tinggi dan waktu yang lebih cepat dibandingkan metode konvensional [5].

*Convolutional Neural Networks* (CNN) merupakan salah satu teknik yang umum digunakan dalam *computer vision* dan telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi gambar. CNN bekerja dengan memanfaatkan lapisan-lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur dari gambar dan melakukan klasifikasi berdasarkan pola-pola yang dikenali. Salah satu varian dari CNN yang memiliki performa unggul dalam klasifikasi gambar adalah DenseNet [6]. DenseNet, atau *Densely Connected Convolutional Networks* yang diperkenalkan sebagai arsitektur yang inovatif dalam meningkatkan efisiensi model CNN dengan cara menghubungkan setiap lapisan ke semua lapisan sebelumnya. Pendekatan ini memungkinkan informasi dari lapisan sebelumnya diteruskan ke lapisan-lapisan selanjutnya, sehingga mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada jaringan neural yang dalam (*deep networks*) [7].

DenseNet memiliki beberapa keunggulan dibandingkan dengan arsitektur CNN tradisional. Dengan adanya koneksi yang lebih padat antar lapisan, DenseNet dapat mengurangi redundansi fitur dan memanfaatkan kembali fitur-fitur yang relevan sepanjang jaringan. Selain itu, model ini lebih efisien dalam penggunaan parameter, sehingga dapat mencapai performa tinggi dengan jumlah parameter yang lebih sedikit dibandingkan model-model *deep learning* lainnya. Arsitektur DenseNet juga lebih mudah dioptimalkan dan cenderung menghasilkan model yang lebih stabil dalam proses pelatihan [8].

*Transfer learning* adalah metode lain yang telah banyak diterapkan dalam domain *computer vision* untuk meningkatkan efisiensi model. *Transfer learning* memungkinkan model yang telah dilatih pada satu tugas tertentu (misalnya klasifikasi gambar umum) untuk digunakan kembali pada tugas lain yang spesifik, seperti klasifikasi penyakit daun [9].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Dalam kasus klasifikasi penyakit daun jagung, model DenseNet yang telah dilatih pada kumpulan data besar seperti *ImageNet* dapat diterapkan pada kumpulan data penyakit jagung dengan melakukan penyesuaian (*fine-tuning*) pada lapisan-lapisan akhirnya. Ini sangat berguna dalam situasi di mana dataset yang tersedia untuk pelatihan terbatas, karena model dapat memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh dari tugas-tugas sebelumnya [10].

Penggunaan model *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 untuk klasifikasi penyakit daun jagung menawarkan solusi yang menjanjikan dalam deteksi dini penyakit. DenseNet-201 merupakan salah satu varian dari *Densely Connected Convolutional Networks* (DenseNet) yang memiliki karakteristik jaringan yang sangat dalam, dengan total 201 lapisan konvolusi [11]. DenseNet berbeda dari arsitektur CNN tradisional karena di setiap lapisannya, fitur-fitur yang dihasilkan tidak hanya diteruskan ke lapisan berikutnya, tetapi juga ke semua lapisan setelahnya. Ini memungkinkan setiap lapisan untuk memanfaatkan semua fitur yang telah dihasilkan sebelumnya, sehingga dapat lebih efisien dalam mempelajari pola-pola dalam gambar yang kompleks, seperti gejala penyakit pada daun jagung. Dengan kedalaman 201 lapisan, DenseNet-201 mampu mengekstraksi fitur-fitur yang sangat spesifik dan mendalam dari citra daun, yang sangat penting untuk klasifikasi yang akurat, terutama dalam membedakan antara penyakit yang memiliki gejala yang mirip [12].

Selain itu, dalam proses pengambilan gambar daun jagung untuk keperluan *testing* model. Dengan perangkat seperti kamera pintar atau drone yang dilengkapi sensor, gambar-gambar daun dapat diambil secara otomatis di lahan pertanian, memungkinkan deteksi dini dan pengawasan penyakit secara *real-time*. Hal ini membantu meningkatkan efisiensi dalam pengumpulan data dan mempercepat proses pengujian model DenseNet-201, sehingga dapat memperkuat hasil klasifikasi penyakit dengan data yang lebih akurat dan relevan dari lapangan [13].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Penelitian yang dilakukan oleh [14], menunjukkan bahwa model DenseNet-121 dengan augmentasi data menghasilkan akurasi terbaik sebesar 99,17% dan loss 0,0355. Tanpa augmentasi data, akurasi terbaik yang diperoleh adalah 95,00%. Penelitian oleh [1], menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur DenseNet dalam mendeteksi penyakit tumbuhan padi berhasil mencapai akurasi 96% dengan Weighted Average 97%. Augmentasi data digunakan untuk menutupi kekurangan dataset, yang terdiri dari 100-200 foto per penyakit.

Keunggulan DenseNet-201 terletak pada efisiensi parameter yang dimilikinya. Meskipun jaringan ini sangat dalam, jumlah parameter yang dibutuhkan lebih sedikit dibandingkan arsitektur CNN tradisional yang setara. Ini karena DenseNet memanfaatkan kembali informasi dari lapisan sebelumnya, mengurangi kebutuhan untuk menghasilkan fitur baru dari awal di setiap lapisan. Selain itu, DenseNet-201 mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering muncul pada jaringan neural yang dalam, yang biasanya membuat pelatihan menjadi sulit [15]. DenseNet-201 mampu menghasilkan representasi visual yang sangat rinci, memungkinkan deteksi penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi, bahkan ketika gejala penyakit hanya terlihat secara halus pada gambar daun atau bagian tanaman lainnya. Dengan model yang telah dilatih (*pretrained*) pada dataset besar seperti *ImageNet*, DenseNet-201 dapat beradaptasi dengan baik pada tugas spesifik seperti klasifikasi penyakit daun jagung, dan diharapkan dapat memberikan hasil yang signifikan dalam meningkatkan akurasi deteksi serta mempercepat proses diagnosis di lapangan [16].

Berdasarkan pemaparan yang telah disampaikan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 untuk klasifikasi penyakit daun jagung merupakan pendekatan yang efektif dan efisien dalam deteksi dini penyakit pada daun jagung. Model DenseNet-201, dengan kedalaman 201 lapisan dan kemampuan untuk memanfaatkan kembali fitur dari setiap lapisan, menawarkan solusi unggul dalam meningkatkan

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

akurasi klasifikasi penyakit pada tanaman jagung. Penelitian dengan judul “Model *Transfer Learning* dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur DenseNet-201” ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi yang mampu mendeteksi berbagai jenis penyakit jagung dengan cepat dan akurat. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah terciptanya model yang dapat membantu petani dalam mengenali penyakit pada daun jagung secara lebih dini, sehingga memungkinkan penanganan yang tepat waktu dan meningkatkan produktivitas daun.

### 1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan pada latar belakang yang telah disampaikan diatas, ada beberapa masalah utama yang perlu diidentifikasi untuk mengoptimalkan penerapan teknologi ini dalam mendeteksi penyakit pada daun jagung, diantaranya adalah :

- a. Tingginya kerugian ekonomi akibat serangan penyakit pada daun jagung.
- b. Keterbatasan dalam proses diagnosis penyakit daun secara manual yang membutuhkan waktu lama dan keahlian khusus.
- c. Keterbatasan dataset untuk pelatihan model klasifikasi penyakit daun jagung.

### 1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan pada pemaparan latar belakang sebelumnya, maka penelitian ini merumuskan masalah sebagai berikut :

- a. Bagaimana model *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 dalam klasifikasi penyakit daun jagung?
- b. Bagaimana mendapatkan dataset daun jagung yang mencakup beragam kondisi, seperti berbagai jenis penyakit?

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 1.4 Batasan Masalah

Agar penelitian ini tidak terlalu luas maka peneliti membatasi penelitian ini diantaranya sebagai berikut:

- a. Penelitian ini akan dibatasi pada penggunaan dataset tertentu yang terdiri dari gambar penyakit daun jagung.
- b. Penelitian ini akan membatasi pada teknik preprocessing gambar yang sederhana, seperti normalisasi dan augmentasi dasar.
- c. Metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1 Score (Confusion Matrix)*.

### 1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian

#### 1.5.1 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan pada penelitian ini adalah :

1. Untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan arsitektur DenseNet-201 yang dapat mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit secara akurat.
2. Untuk meningkatkan efisiensi dalam proses diagnostik penyakit pada daun jagung berdasarkan citra

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 1.5.2 Manfaat Penelitian

Adapun beberapa manfaat dari penelitian ini, antara lain :

#### 1. Manfaat Perkembangan Ilmu Pengetahuan

Penelitian ini berkontribusi dalam memperkaya pengetahuan di bidang ilmu komputer dan pertanian, khususnya pada penerapan teknologi *deep learning* untuk klasifikasi penyakit daun. Dengan memanfaatkan arsitektur DenseNet-201 dan metode *transfer learning*, penelitian ini dapat menghasilkan model klasifikasi penyakit jagung yang efisien dan akurat. Hal ini juga akan membuka peluang penelitian lebih lanjut dalam menggunakan arsitektur lain atau memperbaiki model klasifikasi pada daun.

#### 2. Manfaat Bagi Peneliti

Bagi peneliti, penelitian ini memberikan pengalaman langsung dalam penerapan teknologi *deep learning* dan arsitektur DenseNet-201 untuk masalah klasifikasi gambar, khususnya di bidang pertanian. Peneliti akan memperoleh pemahaman mendalam mengenai *transfer learning*, pelatihan model, dan optimalisasi untuk akurasi terbaik.

#### 3. Manfaat Bagi Lembaga

Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem klasifikasi penyakit daun berbasis AI. Selain itu, lembaga pertanian dapat membantu petani dalam mendeteksi penyakit daun jagung secara cepat dan akurat, sehingga dapat meningkatkan produktivitas pertanian dan mengurangi potensi kerugian akibat penyakit pada daun jagung.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 1.5 Sistematika Penulisan

Dalam penulisan Skripsi ini yang merupakan laporan hasil dari penelitian, direncanakan terdapat lima bab, masing-masing bab berisi :



#### **BAB I : PENDAHULUAN**

Dalam bab ini berisi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian dan sistematika penulisan.

#### **BAB II : KAJIAN PUSTAKA**

Dalam bab ini berisi teori-teori yang mendasari masalah yang diteliti.

#### **BAB III : METODOLOGI PENELITIAN**

Dalam bab ini berisi tentang metode penelitian, analisis sistem yang berjalan dan perancangan sistem.

#### **BAB IV : HASIL DAN PEMBAHASAN**

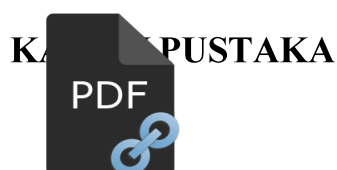
Dalam bab ini berisi tentang gambaran umum tempat penelitian, hasil dan pembahasan, serta pengujian sistem.

#### **BAB V : KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini berisi kesimpulan dari seluruh penelitian dan saran-saran atau masukan-masukan yang berguna dimasa yang akan datang.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

#### **LAMPIRAN**



## **2.1 Literatur**

### **2.1.1 Tanaman Jagung**

Tanaman jagung (*Zea mays L*) merupakan tumbuhan dari keluarga rumput-rumputan dan termasuk dalam golongan tanaman monokotil (berbiji tunggal). Jagung dikenal sebagai tanaman rumput yang kuat, tumbuh sedikit berumpun, dengan batang yang kasar, dan tingginya berkisar antara 0,6 hingga 3 meter. Jagung tergolong sebagai tanaman musiman dengan masa tanam sekitar tiga bulan. Taksonomi jagung adalah sebagai berikut: Kingdom: *Plantae*, Divisi: *Spermatophyta*, Subdivisi: *Angiospermae*, Kelas: *Monocotyledone*, Ordo: *Graminae*, Famili: *Graminaceae*, Genus: *Zea*, dan Spesies: *Zea mays L* [17].

Jagung semi (*baby corn*) adalah tongkol jagung yang dipanen saat masih sangat muda, sebelum biji terbentuk. Pada dasarnya, *baby corn* dapat diproduksi dari berbagai jenis jagung, namun untuk memperoleh hasil yang optimal, diperlukan varietas jagung khusus. *Baby corn* dipanen ketika tongkolnya masih muda dan belum mengalami proses pembuahan sehingga masih lunak. Dengan waktu produksi yang lebih singkat, budidaya *baby corn* lebih menguntungkan bagi petani dibandingkan jagung biasa. *Baby corn* digolongkan sebagai sayuran yang dapat dikonsumsi dalam keadaan segar, baik dengan kelobot atau tanpa kelobot, serta dapat diolah menjadi produk kalengan yang diawetkan [17].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



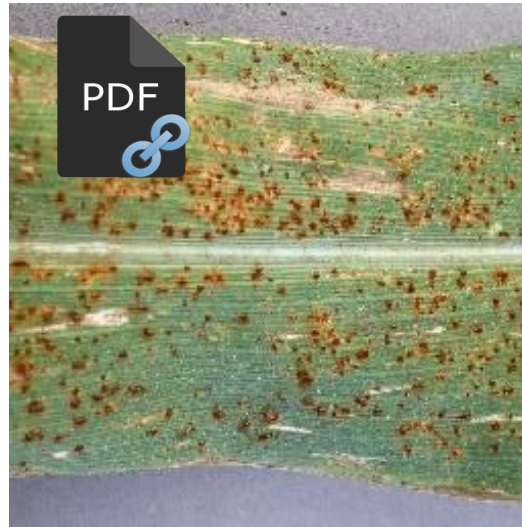
**Gambar 2.1** Tanaman jagung (*Zea mays L*)

### 2.1.2 Penyakit Daun Jagung

#### 2.1.2.1 Penyakit Bercak Daun Jagung

Penyakit bercak daun pada tanaman jagung dikenal dua tipe gejala yaitu: (1) bercak berwarna coklat kemerahan dan berukuran lebih besar berbentuk kumparan, dan (2) bercak berwarna hijau kuning atau klorotik kemudian menjadi coklat kemerahan. Pada bibit jagung yang terserang menjadi layu atau mati dalam waktu 3-4 minggu setelah tanam. Tongkol yang terinfeksi dini menyebabkan biji akan rusak dan busuk, bahkan tongkol dapat gugur. Bercak pada jagung terdapat pada seluruh bagian tanaman (daun, pelepah, batang, tangkai kelobot, biji dan tongkol). Permukaan biji yang terinfeksi ditutupi miselium berwarna abu-abu sampai hitam sehingga dapat menurunkan hasil yang cukup besar bahkan sampai gagal panen [18].

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 2.2** Penyakit Bercak Daun Jagung

#### **2.1.2.2 Penyakit Karat Daun Jagung**

Bercak-bercak kecil (*uredinia*) berbentuk bulat sampai oval terdapat pada permukaan daun jagung di bagian atas dan bawah. *Uredinia* menghasilkan *uredospora* yang berbentuk bulat atau oval dan berperan penting sebagai sumber inokulum dalam menginfeksi daun jagung yang lain dan sebarannya melalui angin. Penyakit karat dapat terjadi di dataran rendah sampai tinggi dan infeksinya berkembang baik pada musim penghujan atau musim kemarau [19].



**Gambar 2.3** Penyakit Karat Daun Jagung

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 2.1.2.3 Penyakit Hawar Daun Jagung

Penyakit hawar daun Jagung pertama kali ditemukan di Amerika tahun 1950-an, yang menyebabkan kehilangan hasil berkisar antara 20-90%. Tiga spesies dari *Helminthosporium* yang menyebabkan penyakit daun di Amerika adalah *H. turcicum*, *H. maydis*, dan *H. carbonum*. Di bagian utara, spesies ini dikenal sebagai penyebab penyakit hawar daun, sementara di bagian selatan sebagai penyebab penyakit bercak daun. Penyakit hawar daun ini dapat menyebabkan kehilangan hasil hingga 50% dan bahkan dapat menimbulkan kerugian besar jika serangan patogen terjadi sebelum pemunculan bunga jantan [19].

Gejala awal penyakit hawar daun ditandai dengan munculnya bercak-bercak kecil yang jorong dan berwarna hijau tua atau hijau kelabu kebasahan. Seiring waktu, bercak-bercak tersebut berubah warna menjadi coklat kehitaman. Bercak kemudian membesar dan memiliki bentuk khas berupa kumparan atau perahu, dengan lebar 1-2 cm dan panjang 5-10 cm, meskipun lebar dapat mencapai 5 cm dan panjang 15 cm.

Spora banyak terbentuk di kedua sisi bercak pada kondisi lembab, terutama saat banyak embun atau setelah hujan, yang menyebabkan bercak berwarna coklat tua dan berbeledu, dengan warna yang semakin muda di tepinya. Beberapa bercak dapat bergabung membentuk bercak yang lebih besar, sehingga dapat mematikan jaringan daun [20].

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 2.4** Penyakit Hawar Daun Jagung

Penyebab penyakit hawar daun adalah *Helminthosporium* sp. Jamur ini tidak hanya dapat bertahan pada daun jagung atau inang lain yang masih hidup, tetapi juga pada biji dan sisa daun. Penyebaran konidium umumnya terjadi pada malam hari dengan suhu antara 20°C - 32°C dan dalam kondisi lembab. Siklus hidup *Helminthosporium* sp. dimulai dengan menempel pada permukaan daun Jagung, kemudian konidium berkecambah dan jaringan kecambah dari konidium menginfeksi jaringan daun melalui stomata. Setelah merusak jaringan sel pada daun, jamur ini memperbanyak diri dan menyebar ke seluruh jaringan daun serta menginfeksi daun jagung sehat lainnya melalui bantuan angin atau air [20]. Pengendalian penyakit hawar daun umumnya dilakukan dengan menggunakan varietas yang tahan, pemupukan dengan dosis seimbang dan tepat waktu, sanitasi area budidaya, rotasi tanaman, dan penggunaan fungisida sintetik seperti mankozeb.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 2.1.2.4 Daun Jagung Sehat

Daun jagung sehat adalah bagian dari tanaman jagung yang memiliki kualitas baik, ditandai dengan beberapa ciri khas. Pertama, daun tersebut memiliki warna hijau cerah, yang menunjukkan bahwa tanaman mendapatkan cukup nutrisi, terutama nitrogen, yang penting untuk fotosintesis. Kedua, daun yang sehat biasanya lebih tebal dan kuat, sehingga tidak mudah patah, menandakan bahwa tanaman berada dalam kondisi baik. Ketiga, daun jagung yang sehat bebas dari noda, bercak, hama, atau kerusakan fisik, yang menunjukkan kesehatan tanaman secara keseluruhan. Selain itu, daun jagung sehat tumbuh dengan baik, sesuai dengan fase pertumbuhan tanaman. Kualitas daun jagung sangat penting karena berperan dalam proses fotosintesis, yang memengaruhi produktivitas tanaman jagung secara keseluruhan [21].



**Gambar 2.5** Daun Jagung Sehat

### 2.1.3 *Transfer Learning*

*Transfer learning* adalah teknik dalam pembelajaran mesin yang memungkinkan model yang telah dilatih pada satu tugas untuk digunakan dalam tugas yang berbeda namun terkait. Metode ini sangat berguna ketika data untuk tugas baru sangat terbatas, memungkinkan

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

pemanfaatan pengetahuan yang telah diperoleh dari dataset yang lebih besar dan beragam. Pada contoh, model yang telah dilatih untuk mengenali objek dan gambar dapat digunakan sebagai titik awal untuk mengenali jejak yang berbeda dengan jumlah data yang lebih sedikit, sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi model akhir [22].

Keberhasilan *transfer learning* dalam domain visi komputer dapat dilihat dari berbagai arsitektur jaringan saraf dalam yang telah terbukti efektif, seperti VGGNet, ResNet, dan Inception. Model-model ini sering digunakan sebagai backbone dalam tugas klasifikasi citra, di mana bobot yang telah dilatih sebelumnya pada dataset besar, seperti *ImageNet*, diambil dan disesuaikan dengan dataset baru. Proses ini, yang dikenal sebagai *fine-tuning*, melibatkan pelatihan ulang model dengan lapisan tertentu dibekukan dan lapisan lain disesuaikan, untuk meminimalkan *overfitting* dan memastikan model dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru [22].

*Transfer learning* juga telah diperluas ke bidang lain, seperti pemrosesan bahasa alami dan analisis suara, di mana model yang dilatih pada tugas tertentu dapat digunakan untuk menyelesaikan tugas lain. Misalnya, model seperti BERT dan GPT telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam menyelesaikan berbagai tugas bahasa setelah pelatihan awal pada data yang besar. Keuntungan utama dari *transfer learning* adalah kemampuannya untuk mengurangi waktu pelatihan dan sumber daya komputasi yang diperlukan, serta meningkatkan kinerja model pada tugas yang kurang terlatih dengan data terbatas [23].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

### 2.1.4 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra adalah proses pengenalan pola yang bertujuan untuk mengkategorikan gambar ke dalam kelas atau label tertentu berdasarkan fitur yang ada di dalamnya. Dalam era digital saat ini, di mana jumlah data citra terus meningkat, klasifikasi citra telah menjadi salah satu fokus utama dalam penelitian dan aplikasi kecerdasan buatan. Proses ini sering kali melibatkan penggunaan algoritma pembelajaran mendalam, seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN), yang dirancang khusus untuk memproses data gambar dengan struktur hierarkis yang meniru cara manusia mengenali objek [9].

Model klasifikasi citra biasanya dilatih pada dataset yang memiliki label untuk setiap gambar, memungkinkan model untuk belajar dari data tersebut. Dalam pelatihan, fitur visual yang relevan diidentifikasi dan dipelajari oleh model, yang selanjutnya dapat digunakan untuk mengklasifikasikan gambar baru yang tidak terlihat sebelumnya. Berbagai teknik augmentasi data juga digunakan untuk meningkatkan keragaman dataset pelatihan, sehingga model dapat lebih baik dalam menggeneralisasi pada data yang berbeda dan kompleks [24].

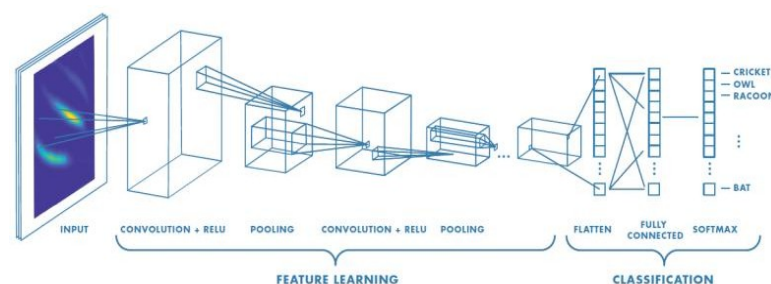
Klasifikasi citra memiliki banyak aplikasi praktis, mulai dari deteksi objek dalam gambar dan pengenalan wajah hingga diagnosis medis dengan analisis gambar medis. Dalam sektor kesehatan, misalnya, klasifikasi citra telah digunakan untuk mendeteksi penyakit melalui analisis citra radiologi, seperti MRI dan CT scan. Kemajuan dalam teknologi pembelajaran mendalam dan *transfer learning* semakin meningkatkan kemampuan model klasifikasi citra, menjadikannya alat yang sangat berguna dalam berbagai bidang industri dan penelitian [25].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

### 2.1.5 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis algoritma deep learning yang khusus dirancang untuk memproses data dua dimensi, terutama gambar. CNN memiliki kemampuan untuk mendeteksi dan mempelajari berbagai fitur dalam gambar, sehingga sangat efektif dalam tugas-tugas yang berkaitan dengan pengolahan visual, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi. Berbeda dengan jaringan saraf pada umumnya yang menggunakan data array satu dimensi sebagai input, CNN mengolah data dalam bentuk dua dimensi, memungkinkan model ini untuk menangkap hubungan spasial antara piksel-piksel dalam sebuah gambar [26].

Secara struktural, CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan fully connected. Lapisan konvolusi bertugas untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar input dengan cara menggeser filter (kernel) melintasi data gambar dan menghasilkan peta fitur. Proses ini memungkinkan CNN untuk belajar mengenali pola-pola spesifik, seperti tepi, sudut, dan tekstur. Lapisan pooling kemudian digunakan untuk mereduksi dimensi gambar, mengurangi jumlah parameter, dan mempercepat proses komputasi, sekaligus mempertahankan informasi penting.



**Gambar 2.6** Tahapan CNN Dalam *Input* Gambar

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pada prinsipnya CNN bekerja dengan cara yang mirip dengan *neural network* tradisional, yaitu melalui serangkaian *neuron* yang terhubung. Setiap *neuron* memiliki bobot (*weight*), bias, dan fungsi aktivasi yang mempengaruhi hasil output dari neuron tersebut. Fungsi aktivasi yang umum digunakan pada CNN adalah ReLU (*Rectified Linear Unit*), yang membantu mengatasi masalah gradien yang menghilang dan mempercepat proses pelatihan. Dengan kombinasi lapisan-lapisan ini, CNN dapat menghasilkan representasi yang lebih mendalam dari data input, memungkinkan untuk melakukan tugas pengenalan gambar dengan tingkat akurasi yang tinggi.

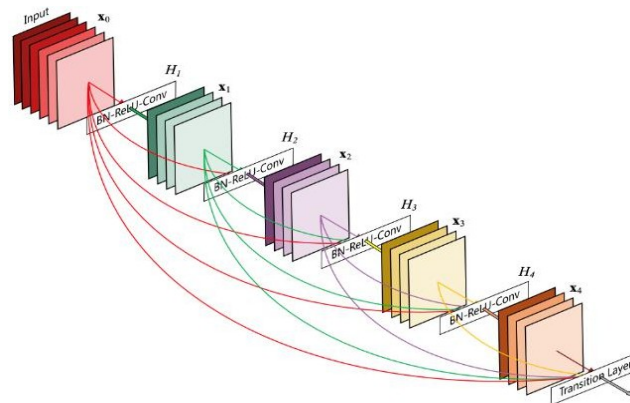
### 2.1.6 Arsitektur DenseNet-201

Konsep utama dalam DenseNet adalah adanya koneksi langsung (*direct connection*) antara setiap lapisan, yang memungkinkan informasi dari lapisan sebelumnya mengalir langsung ke lapisan berikutnya. Pada setiap lapisan, input dari lapisan sebelumnya dihubungkan secara langsung dengan lapisan tersebut melalui penggabungan (*concatenation*) fitur dari lapisan sebelumnya dengan fitur saat ini. Dengan melakukan *concatenation* di setiap lapisan, DenseNet dapat membangun jalur koneksi yang lebih kaya, memfasilitasi aliran informasi yang lebih langsung dan efisien melalui jaringan. Hal ini membantu mengatasi masalah gradien yang melemah (*vanishing gradient*) dan meningkatkan pembelajaran fitur yang lebih baik dalam jaringan yang dalam [27].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Secara umum, DenseNet-201 memiliki arsitektur yang dalam (*deep*) dan kompleks dengan total 201 lapisan. Arsitektur DenseNet-201 terdiri dari beberapa blok yang ditumpuk secara berurutan. Setiap blok terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, biasanya dengan konvolusi  $3 \times 3$ , yang diikuti oleh fungsi aktivasi seperti ReLU [28].



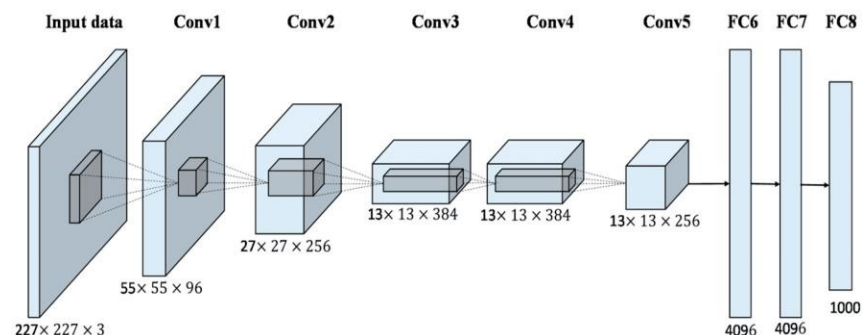
**Gambar 2.7** Layer Dense Blok

Dalam DenseNet-201, struktur blok yang digunakan adalah “*Bottleneck layers.*” *Bottleneck layer* terdiri dari tiga operasi: konvolusi  $1 \times 1$  yang mengurangi dimensi fitur, konvolusi  $3 \times 3$  yang dilakukan pada dimensi yang telah dikurangi, dan konvolusi  $1 \times 1$  lagi yang mengembalikan dimensi fitur ke ukuran awal. Struktur *Bottleneck* ini membantu mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang diperlukan dalam model. Selain itu, DenseNet-201 juga menggunakan teknik reduksi dimensi dengan memasukkan blok reduksi (*reduction block*) di antara blok-blok DenseNet. Blok reduksi ini berfungsi untuk mengurangi dimensi fitur guna mengontrol kompleksitas model dan mempercepat proses komputasi. Dengan kombinasi dari concatenation, bottleneck layers, dan reduksi dimensi, DenseNet-201 mampu membangun model yang sangat dalam dengan jumlah parameter yang relatif lebih sedikit dibandingkan dengan arsitektur lain [16].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Berbeda dengan standar ConvNet, di mana *classifier* menggunakan fitur *pooling* kompleks, DenseNet menggunakan fitur dari semua kompleksitas. Pendekatan ini cenderung memberikan batas yang lebih halus, menjelaskan mengapa DenseNet berfungsi dengan baik bahkan ketika data pelatihan tidak mencukupi.



Gambar 2.8 Arsitektur DenseNet201

### 2.1.7 Python

*Python* adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dirancang untuk tujuan umum. Bahasa ini pertama kali dibuat oleh *Guido van Rossum* pada tahun 1990 di Belanda sebagai pengganti bahasa pemrograman sebelumnya. Meskipun *Guido* merupakan pencipta awalnya, *Python* yang digunakan saat ini adalah hasil kontribusi dari berbagai pihak.

Sebagai bahasa pemrograman *open-source*, *Python* dapat digunakan dan dikembangkan oleh siapa saja tanpa memerlukan lisensi. Bahasa ini juga tersedia secara gratis. *Python* dikenal mudah dipelajari karena memiliki sintaks yang fleksibel dan sederhana. Selain itu, *Python* menawarkan efisiensi tinggi dalam pengelolaan struktur data tingkat lanjut, mendukung pemrograman berorientasi objek yang sederhana namun efektif, dapat dijalankan di berbagai platform, dan mampu

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

diintegrasikan dengan bahasa pemrograman lain untuk membangun aplikasi sesuai kebutuhan.

*Python* adalah pemrograman interpreter, yang dapat digunakan dalam dua mode yaitu mode baris perintah dan mode skrip. Pada mode baris perintah, kode *Python* diketik langsung di *shell* atau *command line* dan hasilnya segera ditampilkan. Namun, dalam mode ini, semua definisi fungsi atau variabel yang telah dibuat akan dihapus setelah sesi selesai. Di sisi lain, mode *skrip* memungkinkan pengguna menyimpan perintah-perintah *Python* ke dalam sebuah file dengan ekstensi ".py". File ini dapat dibuat menggunakan teks editor seperti Notepad dan dijalankan menggunakan *Python*.

Salah satu keunggulan *Python* adalah kemudahan dalam membaca dan memahami kode berkat sistem indentasi. Indentasi ini digunakan untuk memisahkan blok program sehingga subprogram di dalam sebuah blok ditempatkan beberapa spasi lebih dalam dibandingkan blok utama. Hal ini membuat *Python* lebih terstruktur dan mudah dikelola.

### 2.1.8 Teknik Evaluasi Pengujian

#### 2.1.8.1 Confusion Matrix

*Confusion Matrix* adalah metode yang digunakan untuk menilai keakuratan model klasifikasi dalam membedakan data ke dalam berbagai kelas. Dengan menghitung tingkat akurasi, metode ini membantu menilai kinerja model klasifikasi yang telah dibuat. Akurasi model diperoleh dari data pelatihan, dihitung sebagai persentase data yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Sementara itu, evaluasi hasil pengujian model dilakukan menggunakan sebuah tabel yang disebut *Confusion Matrix*. Tabel ini menunjukkan jumlah data uji yang diklasifikasikan dengan benar maupun yang salah [29].

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

		Actual Values	
		1 (Positive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	<b>TP</b> (True Positive)	<b>FP</b> (False Positive) <i>Type I Error</i>
	0 (Negative)	<b>FN</b> (False Negative) <i>Type II Error</i>	<b>TN</b> (True Negative)

**Gambar 2.9** *Confusion Matrix*

Dalam *Confusion Matrix*, terdapat empat istilah yang mewakili hasil dari proses klasifikasi, yaitu:

1. *True Positive* (TP): Data positif yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai positif.
2. *True Negative* (TN): Data negatif yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai negatif.
3. *False Positive* (FP) atau *Type I Error*: Data negatif yang keliru diprediksi sebagai positif.
4. *False Negative* (FN) atau *Type II Error*: Data positif yang keliru diprediksi sebagai negatif.

Keempat istilah ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan menghitung metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Dalam *Confusion Matrix*, terdapat beberapa metrik evaluasi yang dapat dihitung untuk memberikan gambaran yang lebih rinci tentang kinerja model klasifikasi, yaitu:

1. *Accuracy*

Akurasi (*Accuracy*) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat keberhasilan model

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

dalam membuat prediksi yang benar dibandingkan dengan seluruh jumlah prediksi yang dilakukan. Akurasi memberikan gambaran umum tentang performa model klasifikasi, terutama dalam situasi di mana jumlah data antar kelas seimbang.

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)}$$

Akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu memprediksi sebagian besar data dengan benar. Namun, dalam kasus data yang tidak seimbang, akurasi saja mungkin tidak cukup untuk mengevaluasi performa model, sehingga perlu mempertimbangkan metrik lainnya seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

### 2. Precision

Presisi (*Precision*) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model dalam membuat prediksi yang benar untuk kelas positif dibandingkan dengan total prediksi positif yang dilakukan oleh model. Presisi memberikan informasi tentang tingkat keakuratan prediksi positif, sehingga sangat penting dalam konteks di mana kesalahan prediksi positif (*False Positive*) memiliki dampak signifikan. Rumus untuk menghitung presisi adalah:

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3. *Recall*



*Recall* (*Recall*) adalah metrik evaluasi yang mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi data dari kelas positif dengan benar. Metrik ini menunjukkan seberapa banyak data positif yang sebenarnya terdeteksi oleh model dibandingkan dengan total data positif yang ada. Rumus untuk menghitung sensitivitas adalah:

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)}$$

Sensitivitas yang tinggi menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi sebagian besar data positif yang ada, sehingga metrik ini sangat penting dalam situasi di mana mengabaikan data positif (*False Negative*) memiliki konsekuensi serius, seperti dalam diagnosis penyakit atau deteksi penipuan.

4. *F1-Score*

*F1-Score* adalah metrik evaluasi yang mencerminkan keseimbangan antara Presisi (*Precision*) dan Sensitivitas (*Recall*) dalam sebuah model klasifikasi. *F1-Score* sangat berguna terutama ketika terdapat *trade-off* antara presisi dan sensitivitas, seperti pada kasus data tidak seimbang. *F1-Score* didefinisikan sebagai rata-rata harmonis dari presisi dan sensitivitas:

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

$$F1 - Score = 2x \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$



*F1-Score* memberikan nilai yang lebih realistis dalam mengukur performa model dibandingkan dengan hanya menggunakan salah satu metrik (presisi atau sensitivitas) secara terpisah. Nilai *F1-Score* berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan kinerja model yang lebih baik dalam menjaga keseimbangan antara prediksi benar untuk data positif (presisi) dan kemampuan mendeteksi data positif (sensitivitas).

### 2.1.8.2 K-Fold

*K-Fold* adalah salah satu teknik validasi silang (*cross-validation*) yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model *machine learning*. Dalam metode ini, dataset dibagi menjadi *K subset (fold)* dengan ukuran yang kurang lebih sama. Model dilatih menggunakan *K-1 subset* sebagai data pelatihan dan diuji pada subset yang tersisa sebagai data validasi. Proses ini diulangi sebanyak *K* kali, dengan setiap *fold* bergantian menjadi data validasi. Hasil evaluasi dari setiap iterasi kemudian dirata-rata untuk mendapatkan metrik performa yang lebih akurat dan dapat diandalkan.

Teknik ini membantu meminimalkan bias evaluasi dan memberikan estimasi performa model yang lebih umum pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Keunggulan *K-Fold* adalah kemampuannya memaksimalkan pemanfaatan dataset, terutama ketika data yang tersedia terbatas. Metode ini juga membantu mengurangi risiko *overfitting*, karena model diuji pada berbagai subset data



## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pada setiap iterasi, 9 *fold* digunakan sebagai data latih, sementara sisanya dipakai sebagai data uji. Proses ini diulang sebanyak 10 kali sehingga setiap *fold* bergantian menjadi data latih dan data uji. Hasil evaluasi dari setiap iterasi kemudian dirata-rata untuk memberikan estimasi performa model yang lebih akurat. Teknik ini memastikan bahwa semua data digunakan baik sebagai data latih maupun data uji, memberikan evaluasi yang lebih komprehensif terhadap kemampuan model.

### 2.2 Penelitian Terdahulu Yang Relevan

Dalam melaksanakan penelitian ini, peneliti menggunakan sumber dan rujukan dari penelitian yang sebelumnya telah dilakukan sebagai acuan pada penelitian ini. Berikut penelitian terdahulu diantaranya adalah :

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Penulis	Judul Penelitian	Metodologi	Hasil Temuan
1	Umi Khultsum1 dan Ghofar Taufik (2023)	Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang	Penelitian ini menggunakan model <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) untuk mendeteksi penyakit pada daun kentang, dengan menerapkan arsitektur DenseNet 121 dan MobileNet.	Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma MobileNet mencapai akurasi sebesar 98,00%, mengungguli DenseNet 121 dalam klasifikasi citra penyakit daun kentang. Temuan ini mengindikasikan bahwa MobileNet lebih efektif dalam mendeteksi penyakit pada daun kentang


## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

No	Penulis	Judul Penelitian	Metodologi	Hasil Temuan
				dibandingkan dengan DenseNet 121.
2	Primatua Sitompul, Harly Okprana, Annas Prasetio (2022)	Identifikasi Penyakit Tanaman Padi Melalui Citra Daun Menggunakan DenseNet 201	Penelitian ini menggunakan arsitektur <i>Densely Connected Convolutional Networks</i> (DenseNet)-201.	Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 88.4% pada data training dan 82.99% pada data testing, dengan nilai precision 0.85%, recall 0.83%, dan F1-Score 0.83%, menandakan bahwa DenseNet-201 efektif untuk identifikasi dini penyakit pada tanaman padi dan dapat membantu meningkatkan ketahanan pangan.
3	Avif Bayu Saputra, Dinar Putra Pamungkas, Danang Wahyu Widodo (2024)	Rancangan Sistem Identifikasi Citra Penyakit dan Hama Bawang Merah Menggunakan Metode CNN model Densenet 201	Penelitian ini menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dengan arsitektur DenseNet-201.	Model DenseNet-201 menunjukkan akurasi yang tinggi dalam mengidentifikasi citra penyakit dan hama pada bawang merah, dengan tingkat akurasi mencapai 92% pada data pengujian. Temuan ini diharapkan dapat membantu petani dalam mendeteksi dan mengatasi masalah penyakit dan hama secara lebih efektif.
4	Ade Ramdan, Vicky Zilvan, Endang	Klasifikasi Klon Teh Berbasis Deep CNN	Penelitian ini menggunakan sistem identifikasi	asil penelitian menunjukkan bahwa pengaturan

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

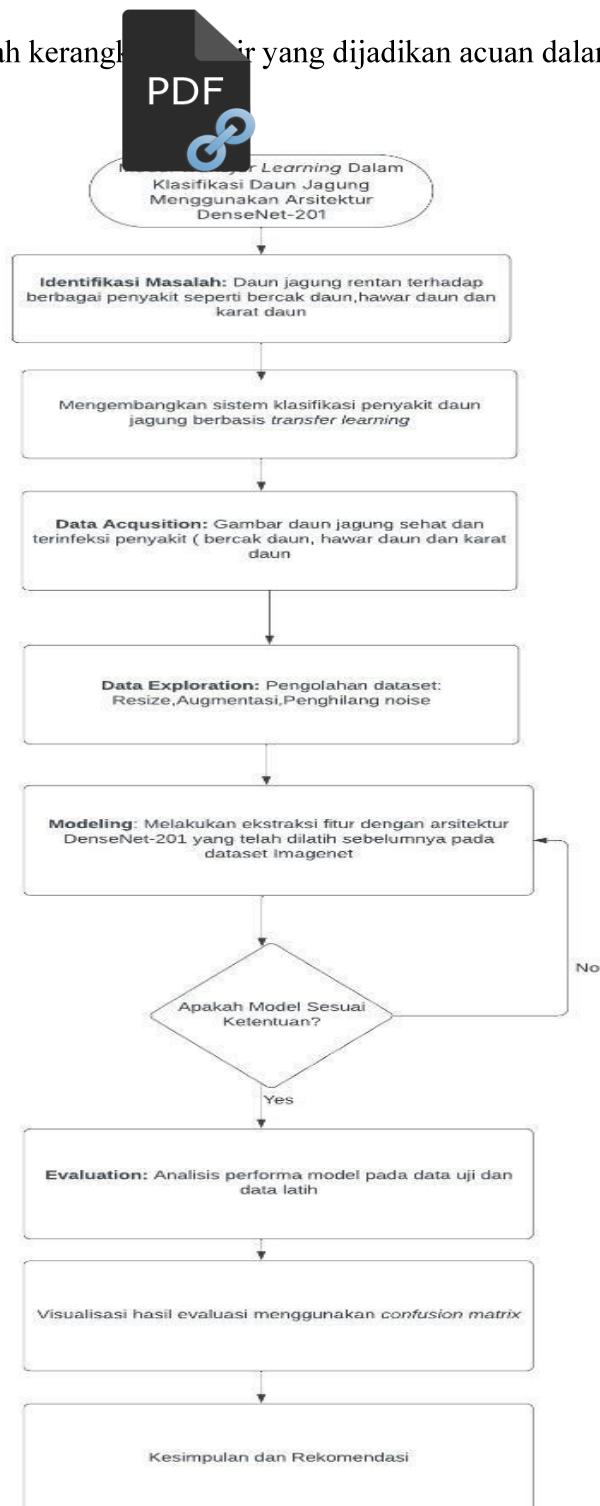
No	Penulis	Judul Penelitian	Metodologi	Hasil Temuan
	Suryawati, Hilman F. Pardede, Vitria Puspitasari Rahadi (2020)	dengan Re dan <i>Dens Connect</i>	 klon teh berbasis deep CNN dengan metode skip connection, termasuk residual dan densely connections.	hyperparameter yang tepat dan pemilihan metode penggabungan fitur yang optimal dapat meningkatkan akurasi sistem identifikasi, di mana metode <i>concatenation</i> pada jaringan <i>densely</i> terhubung memberikan performa yang lebih baik dibandingkan metode summation pada jaringan residual.
5	Arif Faizin, Arief Tri Arsanto, Moch. Lutfi, Abdur Rochim Musa (2022)	Deep Pre-Trained Model Menggunakan Arsitektur Densenet Untuk Identifikasi Penyakit Daun Padi	Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Model yang diimplementasikan mencapai tingkat akurasi 98% dan validasi 93%, dengan error training dan validasi masing- masing sebesar 0.07 dan 0.25. Waktu komputasi yang dibutuhkan untuk proses training dan validasi adalah 31 detik, menunjukkan efisiensi dalam pengolahan data.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 2.3 Kerangka Berfikir

Berikut adalah kerangka berfikir yang dijadikan acuan dalam metodologi penelitian ini :



Gambar 2.11 Kerangka Berfikir

**BAB III**  
**METODE PENELITIAN**



### **3.1 Metode Penelitian**

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan kuantitatif. Penelitian berfokus pada penerapan teknik *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 untuk mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit pada daun jagung. *Transfer learning* memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya untuk menyelesaikan tugas klasifikasi pada dataset gambar penyakit daun jagung. Dalam penelitian ini, penulis menyusun model yang dapat mengenali pola pada citra daun jagung dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori penyakit tertentu.

### **3.2 Metode Pengumpulan Data**

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah :

#### **3.2.1 Studi Pustaka**

Studi pustaka merupakan suatu teknik pengumpulan data yang dilakukan dengan cara membaca, mengutip, membuat dan mempelajari catatan, buku dan literatur dari bahan pustaka yang dapat mendukung dan merujuk pada penelitian. Dalam penelitian ini mengumpulkan informasi terkait teori dan teknik *transfer learning*, arsitektur DenseNet-201, serta klasifikasi penyakit daun jagung melalui jurnal ilmiah, buku, dan artikel yang relevan.

#### **3.2.2 Pengumpulan Dataset**

Dalam tahap ini peneliti melakukan pengumpulan dataset melalui *website mendeley data*. Yang digunakan peneliti yaitu penyakit daun jagung. Dataset ini mencakup berbagai jenis penyakit pada daun jagung yang akan digunakan untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi menggunakan metode *transfer learning*.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 3.3 Metode Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem pada penelitian ini menggunakan pendekatan *AI Lifecycle*. *AI Project Cycle* fase atau metode kerja untuk membuat proyek AI. Siklus hidup proyek dapat dibagi menjadi enam fase seperti yang ditunjukkan pada gambar berikut :



**Gambar 3.1** *Framework AI Lifecycle*

#### 3.3.1 *Problem Scoping*

Tahap ini berfokus pada mendefinisikan masalah dan tujuan sistem yang akan dibangun. Pada penelitian ini, tujuannya adalah mengembangkan model klasifikasi penyakit daun jagung berbasis citra menggunakan teknik *transfer learning*. Proses ini melibatkan pemahaman kebutuhan pengguna serta identifikasi langkah-langkah yang diperlukan untuk menyelesaikan masalah secara efektif.

#### 3.3.2 *Data Acquisition*

Data citra daun jagung dikumpulkan dari berbagai sumber yang relevan, seperti database publik. Dataset yang dikumpulkan harus mencakup variasi kondisi daun jagung, termasuk daun yang sehat dan

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

daun yang terinfeksi berbagai penyakit, untuk memastikan model memiliki keragaman yang cukup selama proses pelatihan.

Dataset terbagi menjadi 13 bercak daun, 1.162 daun sehat, 985 hawar daun dan 1.192 karat daun. Sehingga, total dataset adalah 3.852 citra daun jagung. Proses pengumpulan data bersumber dari *mendeley* data <https://data.mendeley.com/datasets/tywbtsjrjv/1>.

### 3.3.3 Data Exploration

Setelah data terkumpul, dilakukan eksplorasi awal untuk memahami karakteristik dataset. Proses ini mencakup analisis distribusi data, kualitas citra, serta identifikasi data yang perlu diolah lebih lanjut. Selanjutnya, dilakukan *preprocessing* seperti augmentasi data untuk memperbanyak variasi, normalisasi untuk menyamakan skala, dan pengubahan ukuran citra agar sesuai dengan input model yang akan digunakan.

### 3.3.4 Modelling

Tahap ini melibatkan pengembangan model klasifikasi menggunakan teknik *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201. Model ini dilatih ulang (*fine-tuning*) pada dataset citra daun jagung untuk mendeteksi pola dan fitur secara otomatis. Proses ini memanfaatkan bobot awal dari model *pretrained*, sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi.

### 3.3.5 Evaluation

Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model menggunakan data uji yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Kinerja model dinilai berdasarkan metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Hasil evaluasi ini memastikan bahwa model memiliki keandalan yang tinggi dan mampu memberikan prediksi yang akurat.



## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 3.5 Alat dan Bahan

Dalam penelitian ini, berbagai alat dan bahan yang digunakan mencakup perangkat keras dan perangkat lunak :



#### 3.5.1 Alat

Adapun alat yang digunakan dalam penelitian ini terbagi atas 2 macam diantaranya adalah perangkat keras dan perangkat lunak, yaitu :

Tabel 3.2 Perangkat Keras

No	Nama Alat	Spesifikasi	Deskripsi
1	Komputer/ Laptop	AMD Ryzen 7 6800HS, 3.2 GHz	Digunakan untuk menjalankan model DenseNet-201 dan analisis data. Memiliki spesifikasi yang cukup untuk pengolahan data besar.
2	GPU ( <i>Graphics Processing Unit</i> )	NVIDIA GeForce RTX 2050, 4GB VRAM	Digunakan untuk mempercepat proses pelatihan model deep learning. Memiliki kemampuan komputasi paralel yang tinggi.
3	RAM	32GB	Media untuk menyimpan dataset gambar yang digunakan dalam penelitian. Dapat berupa <i>hard disk</i> eksternal atau <i>cloud storage</i>

Tabel 3.3 Perangkat Lunak

No	Nama Alat	Deskripsi
1	<i>Sistem Operasi Windows</i>	Sistem operasi utama yang digunakan pada komputer/laptop untuk menjalankan berbagai aplikasi yang

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

		mendukung pengolahan data dan pengembangan model.
2	<i>Microsoft Office</i>	Sistem operasi utama yang digunakan pada komputer/laptop untuk menjalankan berbagai aplikasi yang mendukung pengolahan data dan pengembangan model.
3	<i>Visual Studio Code</i>	<i>Software</i> untuk menulis, mengedit, dan mengembangkan kode sumber dalam berbagai bahasa pemrograman.
4	<i>Mendeley Desktop</i>	<i>Software</i> manajemen referensi yang memudahkan dalam menyimpan, mengatur, dan mengutip referensi akademik selama proses penulisan laporan.
5	<i>Google Chrome</i>	<i>Web browser</i> yang digunakan untuk mengakses informasi tambahan, jurnal, dan referensi online yang berkaitan dengan penelitian.

### 3.5.2 Bahan

Dalam perancangan pada Skripsi ini ada beberapa bahan pendukung yang digunakan yaitu :

- a) Tinta Printer
- b) Kertas A4 80 Gram

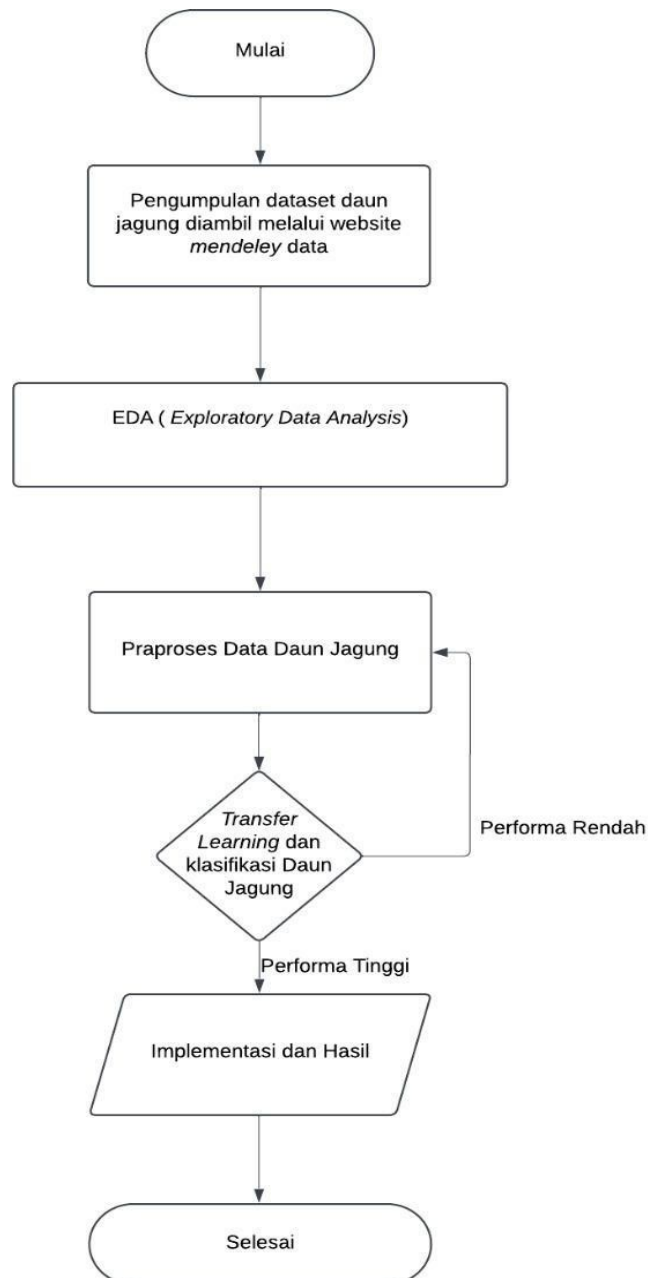
## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 3.6 Analisis Kebutuhan dan Analisis Sistem

#### 3.6.1 Analisis Kebutuhan

Dalam penelitian ini beberapa langkah untuk membuat analisis kebutuhan, yaitu :



**Gambar 3.2** Flowchart Analisis Kebutuhan

## Protected by PDF Anti-Copy Free

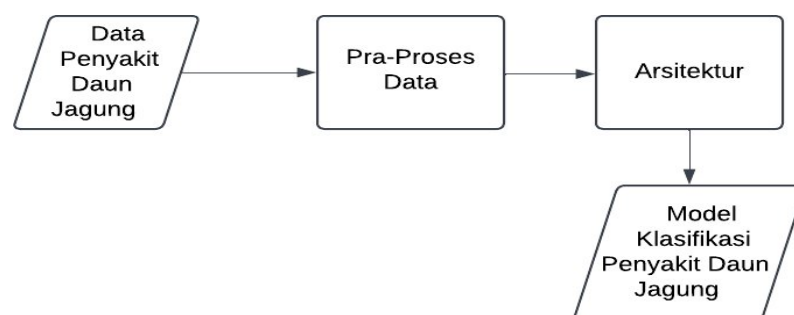
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Berdasarkan *Flowchart* di atas menggambarkan proses analisis data daun jagung secara sistematis. Proses dimulai dengan pengumpulan dataset daun jagung, diambil dari *website mendeley* data. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah melakukan analisis eksploratori data (EDA), yang bertujuan untuk memahami karakteristik dataset. Seperti distribusi, pola, dan hubungan antar variabel, serta mengidentifikasi potensi masalah dalam data. Selanjutnya data yang telah dijelaskan akan dipra-proses, termasuk pembersihan dan transformasi, agar sesuai untuk analisis lebih lanjut.

Setelah itu, model akan menjalani proses *transfer learning* yang mencakup dua tahapan klasifikasi yaitu performa rendah dan performa tinggi. Pada tahap performa rendah, model menunjukkan akurasi yang lebih rendah dalam klasifikasi akibat penggunaan teknik yang lebih awal tentang kemampuan model. Setelah itu, model dioptimalkan untuk mencapai performa tinggi, dimana teknik yang kompleks digunakan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, memungkinkan model dapat mengenali dan mengklasifikasikan data penyakit daun jagung dengan baik.

### 3.6.2 Analisis Sistem

Ada beberapa kebutuhan yang diperlukan agar sistem dapat berjalan dengan baik adalah sebagai berikut:



**Gambar 3.3** *Flowchart* Analisis Sistem

## Protected by PDF Anti-Copy Free

Berdasarkan *flowchart* di atas, langkah-langkah dalam analisis sistem penyakit daun jagung. Proses dimulai dengan pengumpulan data tentang penyakit yang ada pada daun jagung, selanjutnya pra-proses data untuk memastikan kualitas pembersihan dan pengorganisasian. Setelah itu, arsitektur model klasifikasi dirancang untuk mengklasifikasikan jenis-jenis penyakit daun jagung. Terakhir, model ini diimplementasikan untuk menganalisis data, memberikan hasil yang berguna terhadap pencegahan penyakit pada daun jagung.

### 3.6.2.1 Problem Scoping

Pendekatan berbasis AI, seperti *transfer learning*, menawarkan solusi yang efisien untuk mengidentifikasi penyakit daun jagung secara dini melalui klasifikasi gambar. Dengan memanfaatkan model *pretrained* seperti DenseNet-201, sistem mampu mendeteksi pola dan fitur spesifik pada citra daun jagung untuk membedakan antara daun sehat dan yang terinfeksi. Solusi ini tidak hanya meningkatkan efisiensi identifikasi penyakit, tetapi juga mengurangi ketergantungan pada metode manual yang memerlukan waktu dan tenaga ahli. Penggunaan teknologi ini dapat membantu petani dalam mengambil tindakan preventif lebih cepat, sehingga produktivitas tanaman jagung dapat meningkat.

Tantangan utama dalam implementasi pendekatan ini adalah ketersediaan dan kualitas dataset citra daun jagung yang memadai. Data yang kurang bervariasi atau memiliki *noise* dapat mempengaruhi akurasi dan performa model. Selain itu, proses *preprocessing* seperti augmentasi, normalisasi, dan perubahan ukuran citra memerlukan perhatian khusus agar model dapat dilatih secara optimal. Tantangan lainnya adalah kebutuhan komputasi yang tinggi dalam proses pelatihan model *transfer*

## Protected by PDF Anti-Copy Free

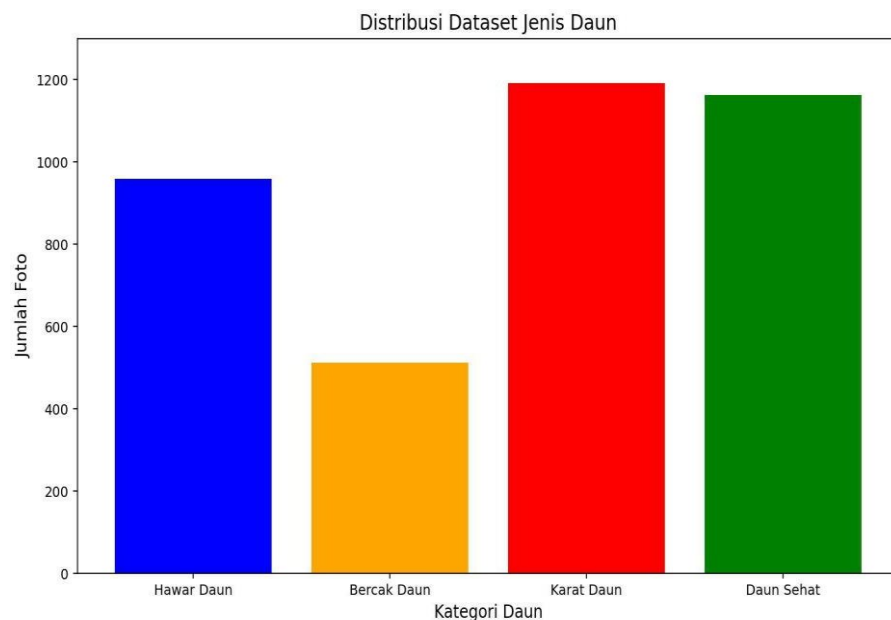
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

*learning*, terutama pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

Oleh karena itu pendekatan ini harus dirancang dengan mempertimbangkan ketersediaan data, sumber daya, serta kebutuhan penelitian akhir.

### 3.6.2.2 Data Acquisition

Pada penelitian ini, data yang digunakan berupa dataset citra penyakit daun jagung yang terdiri dari total 3.852 data yang mencakup empat kategori yaitu, hawar daun, bercak daun, karat daun dan daun sehat. Dataset tersebut dibagi menjadi 985 hawar daun, 513 bercak daun, 1.192 daun karat dan 1.162 daun sehat. Sehingga total dataset yaitu sebanyak 3.852 data. Proses pengumpulan data bersumber dari Mendeley data <https://data.mendeley.com/datasets/tywbtsjrjv/1>.




**Gambar 3.4** Grafik Dataset

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tabel 3.4 Distribusi Data


Kategori Daun	gambar	Ciri-Ciri Daun
Hawar Daun		Terdapat bercak coklat atau kuning, biasanya disertai jaringan daun yang mengering atau mati.
Bercak daun		Bercak daun berwarna kuning, coklat, hitam atau abu-abu yang berbentuk bulat atau tidak beraturan dengan tekstur kering, basah atau berlubang. Yang disebabkan oleh jamur, bakteri, virus atau kerusakan.
Karat Daun		Muncul bercak berwarna coklat kemerahan menyerupai karat, biasanya ditemukan di bagian bawah daun.
Daun Sehat		Daun sehat ditandai dengan warna hijau cerah, permukaan halus tanpa bercak, serta tekstur kaku yang menunjukkan kadar air yang baik.

Dataset ini nantinya akan digunakan sebagai bahan analisis dan klasifikasi dalam penelitian untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan kondisi daun jagung berdasarkan kategori yang telah disebutkan.

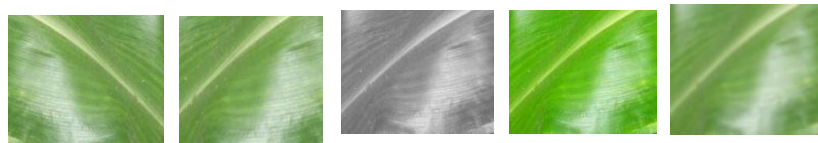
## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 3.4.1.3 Data Exploration


 Penelitian ini, dilakukan tahapan *preprocessing* data menggunakan teknik *data augmentation* untuk memperkaya data pelatihan dan menghindari terjadinya *overfitting*. *Data augmentation* adalah proses manipulasi citra secara sistematis untuk menambah variasi data tanpa perlu mengumpulkan data baru. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi *flip* untuk membalik citra, *crop* untuk memotong bagian tertentu dari citra, *grayscale* untuk mengubah citra menjadi skala abu-abu, *saturation* untuk menyesuaikan tingkat kejenuhan warna, serta *blur* untuk mengurangi ketajaman citra. Hasil dari citra yang telah diaugmentasi menciptakan keragaman kondisi gambar yang lebih luas, sehingga membantu model dalam belajar mengenali pola dan fitur dengan lebih baik, sekaligus meningkatkan kemampuan generalisasi model pada data uji. Berikut contoh hasil augmentasinya :

c) *Flip*    b. *Crop*    c. *Grayscale*    d. *Saturation*    e. *Blur*



**Gambar 3.5** Hasil Augmentasi

#### 1. *Resize Image*

Dalam arsitektur ini, setiap *layer* terhubung langsung dengan semua *layer* sebelumnya, sehingga memaksimalkan penggunaan fitur yang telah dipelajari dan mengurangi redundansi informasi. DenseNet-201

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

terdiri dari 201 *layer* yang dirancang untuk memproses data dengan presisi tinggi, menjadikannya pilihan yang populer untuk tugas-tugas seperti klasifikasi citra, deteksi objek, dan segmentasi. Untuk memastikan kompatibilitas dengan input model, gambar harus di-*resize* ke dimensi 224x224 piksel sebelum diproses oleh DenseNet-201, sesuai dengan standar input jaringan ini. Dengan ukuran parameter yang relatif lebih efisien dibandingkan model lain dengan kedalaman serupa, DenseNet-201 mampu menghasilkan performa unggul, terutama dalam mengolah dataset gambar yang kompleks.

### 2. Data Augmentasi

Proses augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan jumlah variasi data tanpa perlu mengumpulkan gambar baru. Hal ini bertujuan untuk mengurangi risiko *overfitting*.



**Gambar 3.6** Hasil Augmentasi Penyakit Daun Jagung

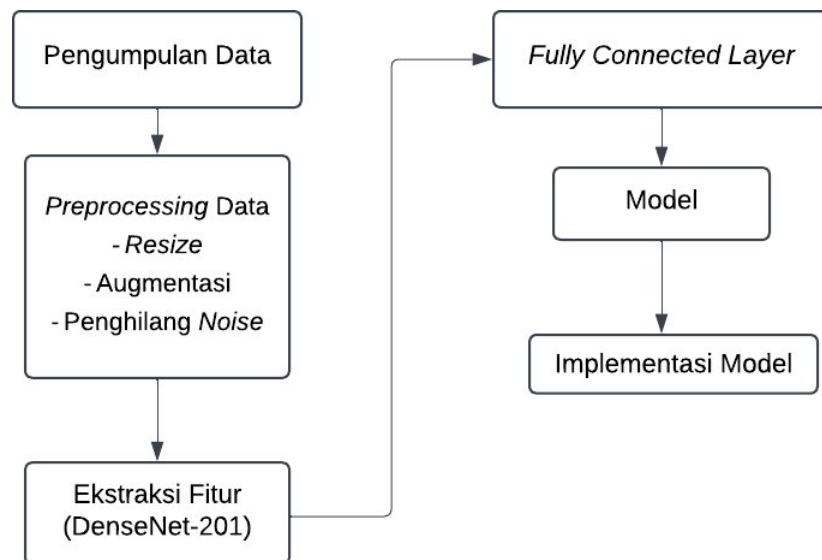
#### 3.6.2.4 Modelling

Tahap ini melibatkan pengembangan model klasifikasi menggunakan teknik *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201. Model ini dilatih ulang (*fine-tuning*) pada dataset citra daun jagung untuk mendeteksi pola dan fitur secara otomatis. Proses ini memanfaatkan bobot awal dari model

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

*pretrained*, sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan



**Gambar 3.7** *Flowchart Modelling*

### 3.6.2.5 Evaluation

Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model menggunakan data uji yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Kinerja model dinilai berdasarkan metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Hasil evaluasi ini memastikan bahwa model memiliki keandalan yang tinggi dan mampu memberikan prediksi yang akurat.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 3.7 Metode Pengujian Sistem

Metode pengujian sistem dilakukan dengan membagi dataset menjadi tiga bagian, yaitu : data latih, data uji, dan data validasi. Data latih digunakan untuk melatih model DenseNet-201, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur akurasi dan kinerja model setelah dilatih. Pada penelitian ini, *Confusion Matrix* digunakan untuk menguji performa model *transfer learning* dalam klasifikasi penyakit Daun Jagung menggunakan arsitektur DenseNet-201.

Proses pembagian data dimulai dengan membagi dataset menjadi tiga bagian: 80% data digunakan sebagai data latih, 10% digunakan sebagai data validasi, dan 10% sisanya digunakan sebagai data uji. Data latih digunakan untuk melatih model, data validasi digunakan untuk mengoptimalkan model, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kinerja model setelah pelatihan selesai.

*Confusion Matrix* adalah tabel yang digunakan untuk mengukur akurasi prediksi model dengan menunjukkan perbandingan antara nilai prediksi dan nilai yang sebenarnya pada data uji. Metode ini menggunakan perhitungan tiga *Confusion Matrix* utama:

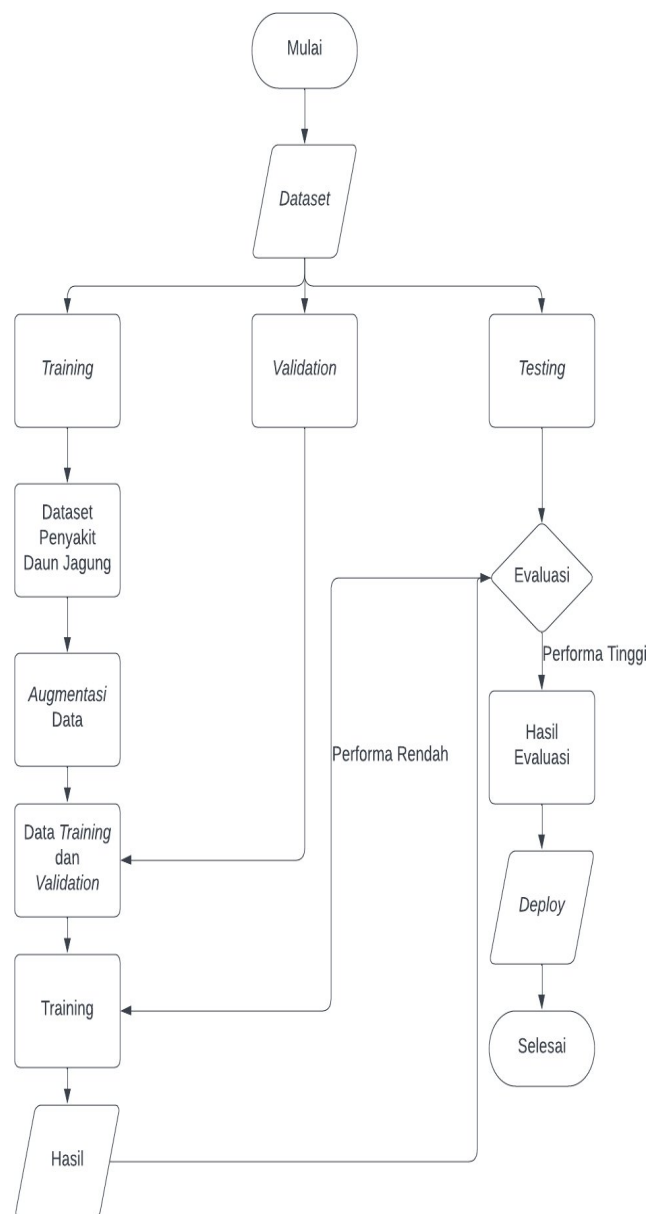
- a. *Accuracy* (Akurasi) : proporsi klasifikasi yang benar terhadap keseluruhan data uji.
- b. *Recall* : mengukur seberapa baik model mendeteksi kasus positif yang sebenarnya, atau dalam konteks ini, seberapa efektif model mengklasifikasikan penyakit daun Jagung dengan benar.
- c. *Precision* (Presisi) : mengukur ketepatan model dalam mengklasifikasikan suatu kelas, yaitu proporsi prediksi positif yang benar dibandingkan dengan semua prediksi positif.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

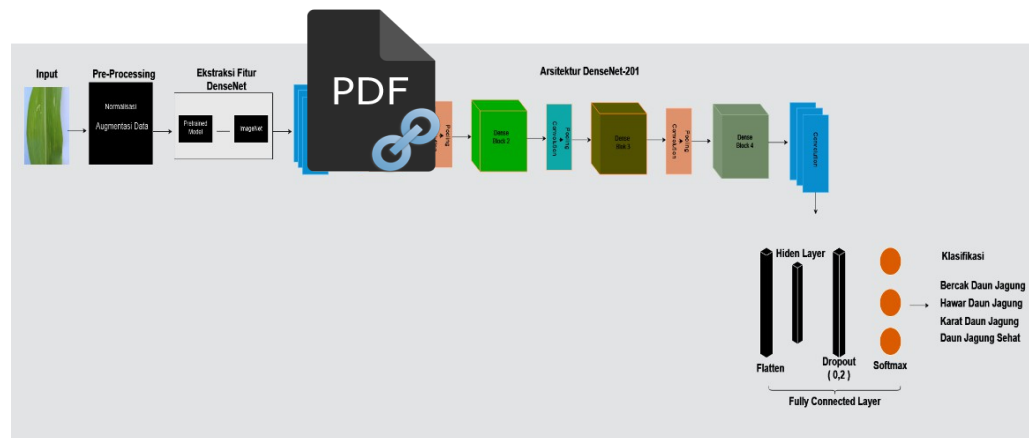
### 3.8 Rancangan Sistem

Rancangan sistem dalam penelitian ini mencakup struktur arsitektur model *transfer learning* yang akan digunakan untuk klasifikasi penyakit daun Jagung. Model Densenet-201 diadopsi karena kemampuannya untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* dan efisiensi dalam penggunaan parameter. Untuk lebih jelasnya kita dapat melihat rancangan pada gambar seperti berikut :



**Gambar 3.8** Flowchart Training dan Testing Data

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 3.9** Rancangan *Input Processing* dan *Output*

Gambar tersebut menunjukkan desain model pembelajaran *transfer learning* untuk klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan arsitektur DenseNet-201. Proses dimulai dengan data masukan berupa citra daun jagung yang menunjukkan berbagai kondisi penyakit. Selanjutnya, dilakukan pra-pemrosesan yang meliputi normalisasi untuk menyesuaikan piksel gambar dan augmentasi untuk meningkatkan keragaman data untuk meningkatkan kemampuan model.

Setelah pra-pemrosesan, fitur diekstraksi menggunakan DenseNet, yang merupakan model yang telah dilatih berdasarkan dataset *ImageNet*. Ini diikuti dengan arsitektur DenseNet-201, yang memanfaatkan koneksi *dense* untuk ekstraksi fitur yang efisien. Kemudian, data yang diproses melewati lapisan yang terhubung sepenuhnya, yang terdiri dari *Flatten* untuk mengubah peta fitur menjadi vektor satu dimensi, diikuti oleh lapisan tersembunyi. Untuk mencegah *overfitting*, level *dropout* sebesar 0,2 diterapkan.

Terakhir, model ini menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi. Kategorisasi akhir meliputi bercak daun jagung, hawar daun jagung, karat daun jagung, dan daun jagung sehat.

**HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN**



**4.1 Gambaran Umum**

Penelitian ini berjudul Model *Transfer Learning* dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur DenseNet-20. ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 untuk mendeteksi penyakit daun jagung seperti hawar daun, karat daun, dan bercak daun. Penelitian ini berfokus pada pemanfaatan dataset citra daun jagung dengan teknik augmentasi untuk meningkatkan kualitas data, dan menggunakan DenseNet-201 untuk efisiensi parameter dan kinerja tinggi dalam klasifikasi citra. Evaluasi dilakukan dengan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, dengan menggunakan pendekatan *10-fold cross-validation*. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model yang akurat dan efisien untuk diagnosis dini penyakit daun jagung, membantu petani dalam pengambilan keputusan, dan berkontribusi dalam pengembangan teknologi kecerdasan buatan di bidang pertanian.

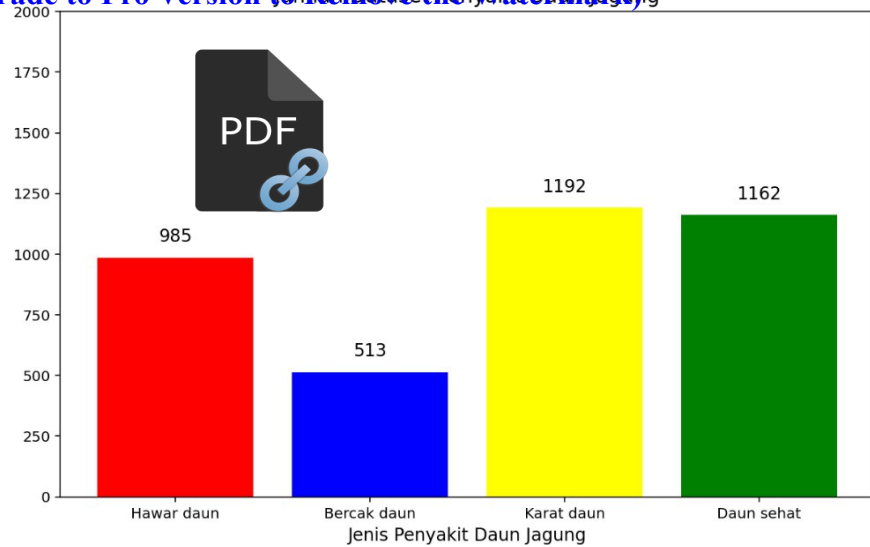
**4.2 Hasil Penelitian**

**4.2.1 Pengambilan Dataset**

Pada penelitian ini, data yang digunakan berupa dataset citra penyakit daun jagung yang terdiri dari total 3.852 data yang mencakup empat kategori yaitu, hawar daun, bercak daun, karat daun dan daun sehat. Dataset tersebut dibagi menjadi 985 hawar daun, 513 bercak daun, 1.192 daun karat dan 1.162 daun sehat. Sehingga total dataset yaitu 3.852 data. Proses pengumpulan data bersumber dari *Mendeley data* <https://data.mendeley.com/datasets/tywbtsjrjv/1>. Berikut ini gambar diagram batang dari datasetnya :

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 4.1** Jumlah Penyakit Daun Jagung

### 4.2.2 Import Library

Tahap ini adalah proses untuk mengimpor pustaka python yang digunakan untuk pemrosesan data, visualisasi, dan pengembangan model transfer learning dengan DenseNet-201. Pustaka seperti *os* dan *shutil* digunakan untuk manajemen file, sementara *numpy*, *pandas*, dan *matplotlib* membantu analisis dan visualisasi data. Pustaka *seaborn* digunakan untuk membuat grafik statistik, dan *sklearn* menyediakan alat evaluasi seperti *confusion matrix* dan *K-Fold cross validation* untuk validasi model. Pustaka *tensorflow* digunakan untuk membuat model dengan DenseNet-201, melakukan augmentasi data, optimasi menggunakan Adam. Kode ini menunjukkan kerangka kerja awal untuk mengembangkan model klasifikasi berbasis *transfer learning*. Berikut adalah gambar untuk mengimpor *library* pada *vscode* berikut ini :

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

```
import os
import shutil
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report
from tensorflow.keras import layers, models
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.applications import DenseNet201
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.models import Model
```

Gambar 4.2 *Import Library*

### 4.2.3 *Split Data*

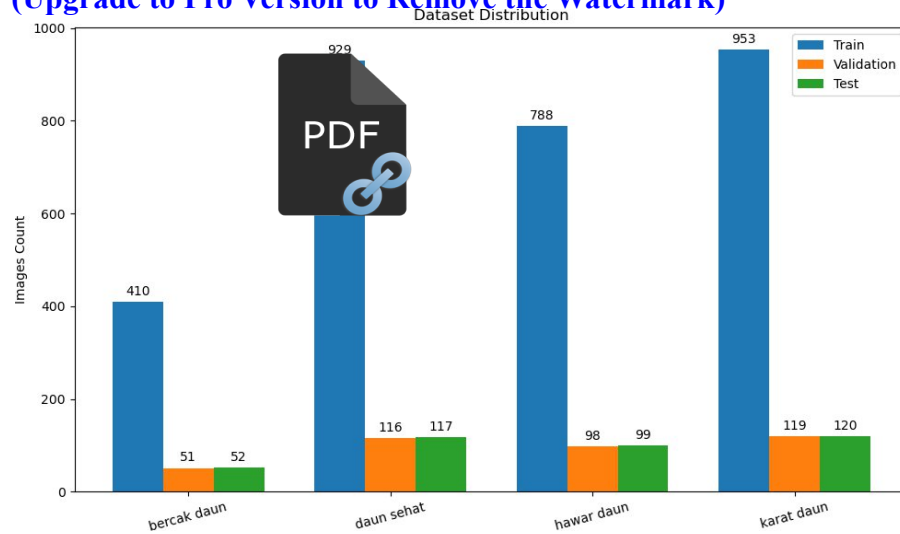
*Split* data merupakan proses pembagian dataset menjadi beberapa bagian, biasanya untuk data pelatihan, data validasi, dan data pengujian. Tujuan dari pembagian data ini yaitu untuk melatih model pada satu *subset* dan menguji kemampuannya pada subset yang berbeda. Pembagian data ini untuk mencegah *overfitting* dan juga untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif. Gambar ini menjelaskan tentang dataset *distribution* (*train*, *test* dan *validation*) :

```
# Set direktori dataset
base_dir = 'D:/DATASET FIX/split_dataset'
train_dir = os.path.join(base_dir, 'train')
test_dir = os.path.join(base_dir, 'test')
val_dir = os.path.join(base_dir, 'val')
```

Gambar 4.3. Codingan *Split Data*

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 4.4** Hasil *Split* Data ( *Train*, *Validation*, *Test* )

*Split* data diatas menunjukkan untuk data *train* bercak daun sebanyak 410 gambar, *validation* sebanyak 51, dan *test* sebanyak 52. Selanjutnya, untuk *split* data *train* daun sehat juga sebanyak 929, dengan *validation* di 116 dan *test* di 117. Setelah itu, untuk data *train* hawar daun sebanyak 788 gambar, *validation* 98 gambar dan *test* sebanyak 99 gambar. Yang terakhir data *train* karat daun sebanyak 953 gambar, *validation* sebanyak 119 dan data *test* sebanyak 120 gambar. Pembagian data ini memastikan bahwa model dilatih dan diuji dengan proporsi yang seimbang, sehingga dapat meningkatkan akurasi model.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

### 4.2.4 [\(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark\)](#) *Pre-processing Data*

#### 4.2.4.1 *Labelling Gambar*

Perlabelan ini dilakukan menggunakan DenseNet-201. Perlabelan merupakan pemberian nama pada gambar yang nantinya akan diperlukan sebagai dataset. Dalam penelitian ini, peneliti memberi nama dengan empat kategori, yaitu bercak daun, hawar daun, karat daun dan daun sehat.

#### 4.2.4.2 *Resize Gambar*

*Resize* gambar merupakan proses megubah ukuran gambar agar memiliki dimensi yang konsisten. Tujuannya adalah untuk memudahkan pemrosesan oleh model *transfer learning*, seperti DenseNet-201. Dengan melakukan *resize*, maka beban komputasi berkurang sehingga dapat mempercepat waktu pelatihan model.

#### 4.2.4.3 *Augmentation*

Setelah melakukan proses *resize* gambar, langkah selanjutnya adalah augmentasi gambar. Augmentasi adalah proses memperbanyak data gambar dengan menerapkan transformasi seperti rotasi, *flipping*, dan *zooming*. Proses ini dilakukan menggunakan pustaka seperti *Keras* atau *Tensorflow* untuk meningkatkan variasi dalam dataset, sehingga model *transfer learning* seperti DenseNet-201 dapat belajar lebih baik dan meningkatkan akurasi. Berikut adalah codingan dari *pre-processing data* :

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

```
# Normalisasi data training
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255, # Normalisasi nilai pixel
    rotation=0, # Augmentasi rotasi
    width_shift_range=0.2, # Augmentasi pergeseran horizontal
    height_shift_range=0.2, # Augmentasi pergeseran vertikal
    shear_range=0.2, # Augmentasi shear
    zoom_range=0.2, # Augmentasi zoom
    horizontal_flip=True, # Augmentasi flip horizontal
    fill_mode='nearest' # Metode pengisian
)
```

**Gambar 4.5** Codingan *Pre-processing*

```
Found 3080 images belonging to 4 classes.
Found 384 images belonging to 4 classes.
Found 388 images belonging to 4 classes.
```

**Gambar 4.6** Output dari *Pre-processing*

Gambar tersebut menunjukkan hasil dari proses pemuatan dataset yang terdiri dari 4 kelas. Dataset utama untuk pelatihan berisi 3.080 gambar, sedangkan dataset validasi memiliki 384 gambar. Dataset untuk pengujian berisi 388 gambar.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 4.2.5 Membangun Model

DenseNet201 adalah arsitektur jaringan saraf yang dirancang untuk klasifikasi gambar dan menggunakan koneksi *dens* antar lapisan. Setiap lapisan terhubung ke semua lapisan sebelumnya yang memungkinkan aliran informasi yang lebih baik dan dapat mengurangi masalah *vanishing gradient*. Model ini terdiri dari beberapa blok konvolusi dan lapisan *pooling*, dan diakhiri dengan lapisan *fully connected* untuk klasifikasi. Berikut adalah codingan untuk membangun model DenseNet201 seperti berikut ini:

```
# Fungsi untuk membangun model
def build_model(input_shape, num_classes):
    base_model = DenseNet201(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=input_shape)

    # Membekukan layer pre-trained
    for layer in base_model.layers:
        layer.trainable = False

    # Menambahkan layer kustom
    x = base_model.output
    x = se_block(x) # Tambahkan SE Block
    x = layers.GlobalAveragePooling2D()(x) # Global average pooling
    x = layers.Dense(1024, activation='relu')(x) # Dense layer
    x = layers.Dropout(0.5)(x) # Dropout layer
    predictions = layers.Dense(num_classes, activation='softmax')(x)

    model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)
    model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

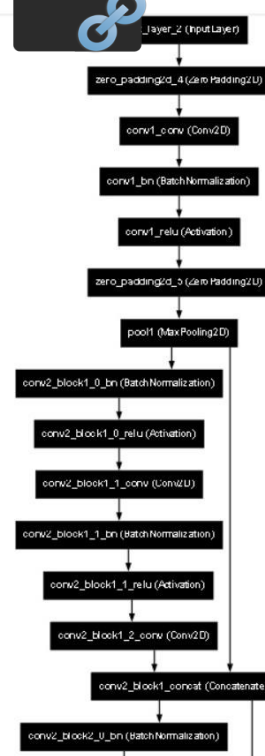
    return model
```

**Gambar 4.7** Codingan untuk Membangun Model

Gambar diatas menunjukkan kode untuk mendefinisikan fungsi *build\_model* untuk membuat model pembelajaran mendalam berdasarkan arsitektur DenseNet201 dengan bobot awal dari *ImageNet*. Lapisan yang telah dilatih sebelumnya dalam model dasar dibekukan dengan mengatur properti *trainable* ke *False*. Selanjutnya, beberapa lapisan khusus ditambahkan, termasuk *SE Block* (modul untuk meningkatkan perhatian fitur), *Global Average Pooling*, *Dense layer* dengan 1.024 unit dan aktivasi ReLU, dan *Dropout* sebesar 0,5 untuk mencegah *overfitting*. Hasil akhir dari model ini dihasilkan oleh lapisan *Dense* dengan jumlah unit sesuai

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)  
 dengan jumlah kelas ( $num\_classes$ ) dan aktivasi *softmax*. Model ini disusun dengan optimasi Adam, fungsi kerugian *categorical\_crossentropy* dan metrik akurasi.



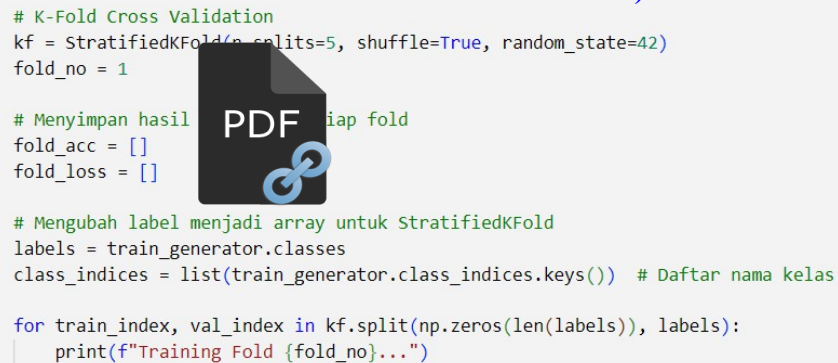
Gambar 4.8 Output Model DenseNet-201

### 4.2.6 K-fold Cross Validation

*K-Fold Cross Validation* adalah metode evaluasi kinerja model yang membagi dataset menjadi beberapa *folds*, yang biasa digunakan untuk mengurangi bias dalam *transfer learning*. Prosesnya melibatkan pembagian dataset menjadi K bagian (*fold*) dengan ukuran yang sama, di mana model dilatih pada  $K-1$  *fold* dan dievaluasi pada *fold* yang tersisa. Proses ini diulang sebanyak K kali, dengan setiap *fold* bergantian menjadi data validasi. Terakhir, hasil evaluasi dari semua *fold* dirata-ratakan untuk mendapatkan performa secara keseluruhan.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



```
# K-Fold Cross Validation
kf = StratifiedKFold(n_splits=5, shuffle=True, random_state=42)
fold_no = 1

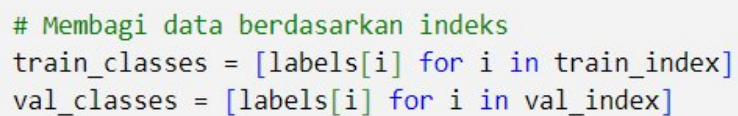
# Menyimpan hasil tiap fold
fold_acc = []
fold_loss = []

# Mengubah label menjadi array untuk StratifiedKFold
labels = train_generator.classes
class_indices = list(train_generator.class_indices.keys()) # Daftar nama kelas

for train_index, val_index in kf.split(np.zeros(len(labels)), labels):
    print(f"Training Fold {fold_no}...")
```

**Gambar 4.9** Codingan *K-Fold Cross Validation*

Kode ini menggunakan *Stratified K-Fold Cross Validation* untuk membagi dataset menjadi 5 lipatan dengan menjaga proporsi kelas tetap sama. Variabel *fold\_no* digunakan untuk melacak nomor lipatan selama iterasi. Daftar *fold\_acc* dan *fold\_loss* disiapkan untuk menyimpan hasil evaluasi akurasi dan kerugian dari setiap *fold*. Label dataset diambil dari *train\_generator.classes*, sedangkan nama kelas diambil dari *train\_generator.class\_indices.keys()*. Perulangan *for* kemudian membagi dataset ke dalam indeks data pelatihan dan validasi menggunakan metode *split* dari *StratifiedKFold*, dan mencetak informasi tentang *fold* yang sedang diproses.



```
# Membagi data berdasarkan indeks
train_classes = [labels[i] for i in train_index]
val_classes = [labels[i] for i in val_index]
```

**Gambar 4.10** Pembagian Data *K-fold*

Kode ini menunjukkan bagaimana membagi data menjadi dua kategori berdasarkan indeks. Dua daftar pemahaman digunakan untuk membuat dua daftar baru: *train\_classes* dan *val\_classes*. Daftar *train\_classes* di isi dengan label yang sesuai dengan indeks yang terdapat di *train\_index*, sedangkan *val\_classes* di isi dengan label untuk indeks di *val\_index*. Proses ini biasanya digunakan dalam pembelajaran mesin untuk

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)  
 memisahkan data ke dalam set pelatihan dan set validasi, yang membantu dalam mengevaluasi model secara efektif.



**Gambar 4.11** Hasil *Training K-fold*

Gambar di bawah ini menunjukkan proses pelatihan model dalam skema validasi silang, khususnya untuk “*Fold 1*”. Dalam validasi silang, dataset dibagi menjadi beberapa *fold*, dan model dilatih secara iteratif, menggunakan satu *fold* sebagai data validasi dan sisanya sebagai data pelatihan. Proses ini memastikan bahwa model dapat dievaluasi dengan lebih baik dan mengurangi risiko *overfitting*. Setiap iterasi pelatihan untuk *fold* yang berbeda akan memberikan wawasan tentang kinerja model pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

```
# Menampilkan hasil akhir K-Fold Cross Validation
print(f"\nAverage Validation Accuracy: {np.mean(fold_acc):.4f}")
print(f"Average Validation Loss: {np.mean(fold_loss):.4f}")
```

**Gambar 4.12** Hasil Akhir *K-fold Cross Validation*

Kode di atas digunakan untuk menampilkan hasil akhir dari proses *K-Fold Cross Validation*, yang merupakan teknik untuk mengevaluasi kinerja model *transfer learning*. Dengan menggunakan `np.mean(fold_acc)`, kode ini menghitung dan mencetak rata-rata akurasi validasi dari setiap *fold*

## Protected by PDF Anti-Copy Free

[\(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark\)](#)  
 yang digunakan selama proses validasi. Selain itu, `np.mean(fold_loss)` menghitung dan menghasilkan rata-rata kerugian validasi, yang menunjukkan seberapa baik model memprediksi data. Hasil ini memberikan wawasan tentang stabilitas dan keandalan model di berbagai subset data, membantu dalam memahami seberapa baik model dapat digeneralisasi ke data yang tidak terlihat.

### 4.2.7 Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan selama sejumlah *epoch* yang telah ditentukan, dimana setiap *epoch* terdiri dari satu siklus penuh melalui seluruh dataset pelatihan. Selama proses ini, model secara bertahap belajar dari data dan mengoptimalkan bobot dan bias untuk meminimalkan kesalahan klasifikasi. Penggunaan lebih banyak *epoch* memungkinkan model untuk lebih baik dalam menangkap pola dalam data, tetapi juga perlu diimbangi dengan pengawasan untuk menghindari *overfitting*.

```
# Pelatihan model
history = final_model.fit(
    train_generator,
    epochs=50,
    steps_per_epoch=len(train_generator),
    validation_data=val_generator,
    validation_steps=len(val_generator)
)
```

**Gambar 4.13** Codingan Pelatihan Model

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**



**Gambar 4.14** Proses *Training* Model

Gambar ini menunjukkan proses pelatihan model selama beberapa *epoch*, di mana setiap *epoch* terdiri dari beberapa langkah. Pada setiap langkah, informasi yang ditampilkan meliputi akurasi pelatihan (*accuracy*), akurasi validasi (*val\_accuracy*), dan nilai kerugian (*loss* dan *val\_loss*) untuk data pelatihan dan validasi. Nilai-nilai ini memberikan indikasi seberapa baik model belajar dari data dan seberapa baik kinerjanya pada data yang tidak terlihat.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

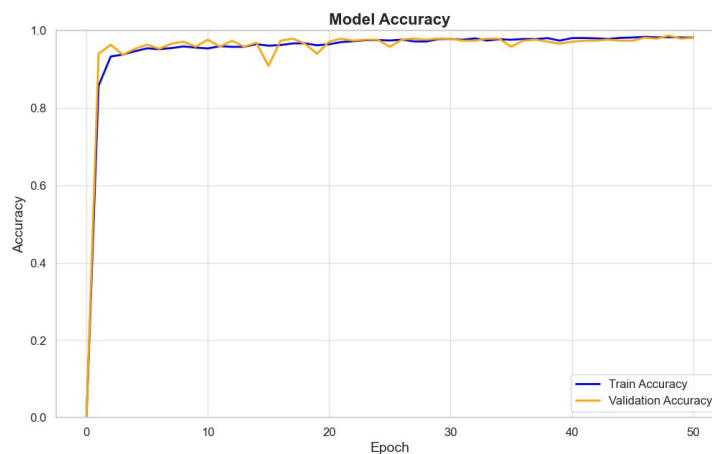
```

# Plot Training Accuracy
plt.figure(figsize=(12, 7))
plt.plot(range(len(train_accuracy)), train_accuracy, label='Train Accuracy', linestyle='-', color='blue', linewidth=2)
plt.plot(range(len(val_accuracy)), val_accuracy, label='Validation Accuracy', linestyle='-', color='orange', linewidth=2)
plt.title('Model Accuracy', fontsize=16, fontweight='bold')
plt.xlabel('Epoch', fontsize=14)
plt.ylabel('Accuracy', fontsize=14)
plt.legend(fontsize=12, loc='upper right')
plt.ylim(0, 1)
plt.xlim(0, 50)
plt.xticks(fontsize=12)
plt.yticks(fontsize=12)
plt.grid(True, alpha=0.6)
plt.show()

# Plot Training Loss
plt.figure(figsize=(12, 7))
plt.plot(range(len(train_loss)), train_loss, label='Train Loss', linestyle='-', color='green', linewidth=2)
plt.plot(range(len(val_loss)), val_loss, label='Validation Loss', linestyle='-', color='red', linewidth=2)
plt.title('Model Loss', fontsize=16, fontweight='bold')
plt.xlabel('Epoch', fontsize=14)
plt.ylabel('Loss', fontsize=14)
plt.legend(fontsize=12, loc='upper right')
plt.ylim(0) # Loss tidak mungkin negatif
plt.xlim(0, 50)
plt.xticks(fontsize=12)
plt.yticks(fontsize=12)
plt.grid(True, alpha=0.6)
plt.show()

```

**Gambar 4.15** Codingan *Accuracy* dan *Loss*



**Gambar 4.16** Model *Accuracy*

Grafik ini menunjukkan akurasi model selama pelatihan dengan sumbu x untuk *epoch* dan sumbu y untuk akurasi. Dua garis yang berbeda mewakili akurasi data pelatihan dan validasi. Dapat dilihat bahwa akurasi pelatihan biasanya lebih tinggi daripada akurasi validasi, yang dapat

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

mengindikasikan potensi *overfitting*. Fluktuasi dalam akurasi validasi mengindikasikan kesulitan model dalam menggeneralisasi data baru, sehingga penting untuk memantau kedua metrik ini untuk evaluasi kinerja model.



Gambar 4.17 Model Loss

Grafik ini menunjukkan nilai loss model selama pelatihan, dengan sumbu x untuk *epoch* dan sumbu y untuk nilai kerugian. Dua garis mewakili kerugian pelatihan dan validasi. *Loss* pelatihan cenderung menurun, sedangkan kerugian validasi menunjukkan fluktuasi. Jika *validation loss* tidak menurun secara konsisten, hal ini dapat menandakan kesulitan model dalam melakukan generalisasi, sehingga penting untuk mengevaluasi pelatihan dan mencegah *overfitting*.

```
# Plot Learning Rate (jika ada dalam history)
if 'lr' in history.history: # Pastikan 'lr' ada di history
    learning_rate = [0.0] + history.history['lr'] # Menambahkan titik awal (0, 0)
    plt.figure(figsize=(12, 7))
    plt.plot(range(len(learning_rate)), learning_rate, label='Learning Rate', color='purple', linestyle='-', marker='^', linewidth=2)
    plt.title('Learning Rate Over Epochs', fontsize=16, fontweight='bold')
    plt.xlabel('Epoch', fontsize=14)
    plt.ylabel('Learning Rate', fontsize=14)
    plt.legend(fontsize=12, loc='upper right')
    plt.ylim(0) # Learning rate tidak mungkin negatif
    plt.xticks(fontsize=12)
    plt.yticks(fontsize=12)
    plt.grid(True, alpha=0.6)
    plt.show()
```

Gambar 4.18 Codongan Learning Rate

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Kode ini digunakan untuk memvisualisasikan perubahan laju pembelajaran selama pelatihan model. Pertama, kode ini memeriksa apakah laju pembelajaran ada dalam riwayat pelatihan. Jika ada, sebuah grafik dibuat dengan ukuran 10x6. Kemudian, laju pembelajaran diplot terhadap *epoch*, dengan label yang sesuai untuk sumbu x dan y. Fungsi *plt.legend()* menambahkan legenda untuk membedakan grafik, dan *plt.show()* menampilkan grafik. Visualisasi ini membantu dalam memahami bagaimana laju pembelajaran berfluktuasi selama proses pelatihan, yang dapat mempengaruhi konvergensi model.

### 4.2.8 Evaluasi Model

Setelah model dilatih, maka akan dilakukan evaluasi untuk mengukur seberapa baik kinerjanya dengan menggunakan data uji, yang mencakup penghitungan metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Untuk memastikan model dapat membuat prediksi yang akurat dan dapat diandalkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

```
# Evaluasi pada validation set
val_loss, val_accuracy = model.evaluate(val_generator)
print(f"Fold {fold_no} - Validation Loss: {val_loss:.4f}, Validation Accuracy: {val_accuracy:.4f}")
fold_acc.append(val_accuracy)
fold_loss.append(val_loss)
```

**Gambar 4.19** Codingan Evaluasi Model

```
12/12 ————— 12s 1s/step - accuracy: 0.9783 - loss: 0.1100
Fold 1 - Validation Loss: 0.1509, Validation Accuracy: 0.9661
```

**Gambar 4.20** Hasil Evaluasi Model

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

*Output* ini menunjukkan hasil dari proses pelatihan model, dengan informasi mengenai keakuratan pelatihan, akurasi, dan *loss* pada setiap langkah. Pada baris pertama, dapat dilihat bahwa model mencapai akurasi sebesar 0.9783 dengan *loss* sebesar 0.1100, yang mengindikasikan performa yang baik pada data *training*. Baris kedua mencakup hasil dari *fold* pertama pada validasi silang, di mana *loss* validasi adalah 15.09 dan akurasi validasi mencapai 0.9661. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik untuk menggeneralisasi data yang tidak terlihat, dengan akurasi yang tinggi pada set validasi.

#### 4.2.9 Menyimpan Model

Setelah model dilatih dan dievaluasi, langkah selanjutnya adalah menyimpan model tersebut ke dalam file, sehingga dapat digunakan kembali di masa depan tanpa perlu melatih ulang.

```
# Menyimpan model untuk setiap fold
model_save_path = f'D:/DATASET FIX/model/densenet201_fixbanget.h5'
model.save(model_save_path)
print(f"Model for Fold {fold_no} saved at {model_save_path}")
```

**Gambar 4.21** Menyimpan Model

Gambar di atas menunjukkan kode untuk menyimpan dalam format HDF5. Kode ini menyimpan model yang telah dilatih ke dalam *file* dengan ekstensi *.h5*, yang umum digunakan dalam *framework* seperti Keras. Dengan menyimpan model dalam format ini agar dapat digunakan kembali di kemudian waktu.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

### (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) 4.2.9.1 Visualisasi *Confusion Matrix*

Visualisasi *confusion matrix* digunakan untuk menggambarkan hasil prediksi model klasifikasi dengan menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas, sehingga kita dapat dengan mudah melihat dimana model membuat kesalahan dan bagaimana performanya dalam mengklasifikasi data.

```
# Membuat prediksi pada test set
predictions = final_model.predict(test_generator)
predicted_class_indices = np.argmax(predictions, axis=1)

# Mendapatkan label sebenarnya dari test generator
true_class_indices = test_generator.classes

# Mendapatkan nama kelas
class_labels = list(test_generator.class_indices.keys())

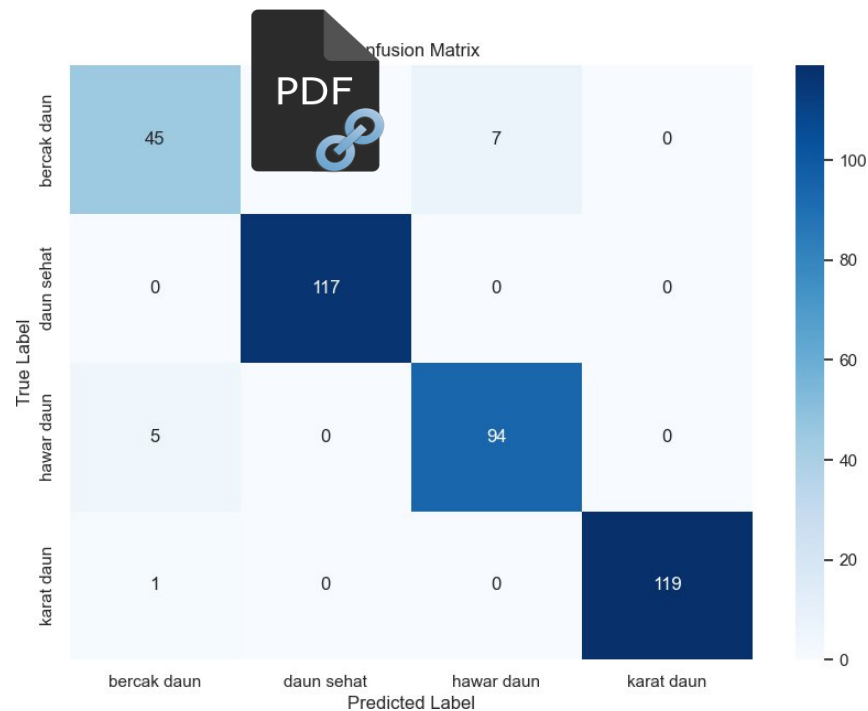
# Membuat confusion matrix
cm = confusion_matrix(true_class_indices, predicted_class_indices)

# Menampilkan confusion matrix dengan heatmap
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
            xticklabels=class_labels, yticklabels=class_labels)
plt.xlabel('Predicted Label')
plt.ylabel('True Label')
plt.title('Confusion Matrix')
plt.show()
```

**Gambar 4.22** Codingan Visualisasi *Confusion Matrix*

Kode di atas bertujuan untuk membuat dan menampilkan *confusion matrix* dari model klasifikasi. Pertama, model melakukan prediksi pada data uji menggunakan *final\_model.predict()*, dan hasilnya disimpan dalam variabel prediksi. Selanjutnya, indeks kelas yang diprediksi diekstrak dengan *np.argmax()*. Kemudian, kelas yang sebenarnya diambil dari generator data. *Confusion Matrix* dibuat menggunakan fungsi *confusion\_matrix()* dari *sklearn*, yang membandingkan kelas yang diprediksi dengan kelas yang sebenarnya. Terakhir, *confusion matrix* divisualisasikan menggunakan *seaborn* dengan fungsi *heatmap()*, menambahkan label sumbu dan judul untuk memperjelas informasi yang disajikan, sehingga memudahkan analisis kinerja model.

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 4.23.** Visualisasi *Confusion Matrix*

*Confusion Matrix* yang ditampilkan menunjukkan kinerja model klasifikasi dalam mengklasifikasikan label yang berbeda. Di sepanjang diagonal utama, angka-angka menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas, seperti 45 untuk bercak daun, 117 untuk daun sehat, 94 untuk hawar daun, dan 119 untuk karat daun. Sementara itu, angka-angka di luar diagonal menunjukkan jumlah kesalahan klasifikasi, 7 bercak daun yang salah diklasifikasikan sebagai hawar daun. Matriks ini memberikan wawasan tentang bagaimana model berfungsi, mengidentifikasi kelas mana yang lebih sering salah diklasifikasikan, dan membantu dalam mengevaluasi kinerja model secara keseluruhan.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
bercak daun	0.88	0.87	0.87	52
daun sehat	1.00	1.00	1.00	117
hawar daun	0.93	0.95	0.94	99
karat daun	1.00	0.99	1.00	120
accuracy				0.97
macro avg	0.95	0.95	0.95	388
weighted avg	0.97	0.97	0.97	388

**Gambar 4.24** Hasil *Classification Report*

Hasil *Classification Report* di atas menyajikan kinerja model klasifikasi berdasarkan metrik seperti presisi, *recall*, dan *f1-score* untuk setiap kelas. Untuk kelas bercak daun, presisi adalah 0.88, dengan *recall* 0.87 dan *f1-score* 0.87, yang mengindikasikan bahwa meskipun banyak prediksi yang benar, ada beberapa kesalahan dalam mendeteksi kelas ini. Kelas daun sehat menunjukkan performa terbaik dengan *recall* dan *f1-score* masing-masing sebesar 1.00 dan 1.00. Kelas hawar daun memiliki presisi 0,93 dan *recall* 0,95, sedangkan karat daun menunjukkan kinerja yang sempurna dengan skor 1.00 presisi, *recall* dengan skor 0.99 dan *f1-score* dengan skor 1.00. Akhirnya, akurasi keseluruhan model mencapai 0,97, dengan nilai rata-rata makro dan mikro yang tinggi, yang menunjukkan bahwa model secara keseluruhan efektif dalam mengklasifikasikan data.

## Protected by PDF Anti-Copy Free (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 4.2.9.2 Klasifikasi



Klasifikasi adalah langkah awal untuk melakukan analisis gambar yang akan dilakukan pengklasifikasian, yang dimana hasil dari klasifikasi tersebut masuk kedalam jenis penyakit daun jagung.

```

import os
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
from tensorflow.keras.preprocessing import image
from tensorflow.keras.models import load_model

# Memuat model yang telah dilatih
model_path = 'D:/DATASET FIX/model/densenet201_fixbanget.h5'
model = load_model(model_path)

# Fungsi untuk mempersiapkan gambar
def prepare_image(image_path, img_height=224, img_width=224):
    img = image.load_img(image_path, target_size=(img_height, img_width))
    img_array = image.img_to_array(img)
    img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)
    img_array /= 255.0
    return img_array

# Fungsi untuk mendapatkan kategori dan probabilitas
def get_category(predictions):
    categories = ['Bercak Daun', 'Daun Sehat', 'Hawar Daun', 'Karat Daun']
    predicted_index = np.argmax(predictions[0])
    predicted_prob = predictions[0][predicted_index] * 100 # Konversi ke persen
    return categories[predicted_index], predicted_prob

# Fungsi untuk menampilkan gambar, jenis penyakit daun jagung, dan akurasi
def display_image_with_results(image_path, category, accuracy):
    img = image.load_img(image_path)
    plt.imshow(img)
    plt.axis('off') # Matikan sumbu
    plt.title(f"Jenis penyakit daun jagung: {category}\nAkurasi: {accuracy:.2f}%", fontsize=12, color='black')
    plt.show()

```

**Gambar 4.25** Codingan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung

```

# Fungsi untuk klasifikasi gambar
def classify_images(image_paths):
    results = [] # Menyimpan hasil klasifikasi
    for image_path in image_paths:
        try:
            prepared_image = prepare_image(image_path)
            predictions = model.predict(prepared_image)
            category, accuracy = get_category(predictions)

            # Menampilkan gambar, jenis penyakit, dan akurasi
            display_image_with_results(image_path, category, accuracy)

            # Menyimpan hasil klasifikasi ke dalam list
            results.append({
                'Image Path': image_path,
                'Jenis Penyakit Daun Jagung': category,
                'Akurasi (%)': accuracy
            })
        except Exception as e:
            print(f"Terjadi kesalahan pada {image_path}: {e}")

    return results

# Folder yang berisi gambar untuk diklasifikasikan
prediksi_folder = 'D:/DATASET FIX/testing'

# Mengambil semua gambar dari folder untuk diklasifikasikan
image_paths = [os.path.join(prediksi_folder, img) for img in os.listdir(prediksi_folder) if img.lower().endswith(('.png', '.jpg', '.jpeg'))]

# Melakukan klasifikasi untuk setiap gambar
results = classify_images(image_paths)

```

**Gambar 4.26** Codingan Fungsi Klasifikasi Gambar

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

```

# Membuat DataFrame dari hasil klasifikasi
results_df = pd.DataFrame(...)

# Menambahkan kolom jumlah data dan rata-rata akurasi jika ada hasil
if not results_df.empty:
    total_data = len(results_df)
    avg_accuracy = results_df['accuracy'].mean()
    results_df.loc[total_data] = ['TOTAL', '-', avg_accuracy] # Baris tambahan untuk total data

# Menampilkan tabel hasil klasifikasi
print("\nTabel Hasil Klasifikasi:")
print(results_df)

# Menampilkan tabel dalam format interaktif jika digunakan di notebook
try:
    from IPython.display import display
    if not results_df.empty:
        display(results_df)
except ImportError:
    pass

```

**Gambar 4.27** Codingan Dataframe Hasil Klasifikasi



**Gambar 4.28** Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Jagung

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### 4.2.9.3 Deploy ke Website



**Gambar 4.29** Tampilan Awal *Website*

Gambar diatas menampilkan tampilan awal *website* untuk klasifikasi penyakit daun jagung. Selanjutnya, pilih *choose file* untuk memasukan gambar penyakit daun jagung.



**Gambar 4.30** Memasukkan Gambar Penyakit Daun Jagung

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Gambar di atas adalah tahapan untuk memasukkan gambar penyakit daun jagung, setelah itu klik tombol klasifikasi untuk melihat hasil dari klasifikasi penyakit daun tersebut.



### Hasil Klasifikasi



Penyakit yang terdeteksi: Bercak Daun

Akurasi Model: 1.0

Rekomendasi Obat: Fungisida berbahan aktif Mancozeb atau Chlorothalonil.

Kembali

**Gambar 4.31** Hasil Klasifikasi Penyakit Bercak Daun

### Hasil Klasifikasi



Penyakit yang terdeteksi: Hawar Daun

Akurasi Model: 0.97

Rekomendasi Obat: Fungisida berbahan aktif Propiconazole atau Tebuconazole.

Kembali

**Gambar 4.32** Hasil Klasifikasi Penyakit Hawar Daun

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 4.33** Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Sehat



**Gambar 4.34** Hasil Klasifikasi Penyakit Karat Daun

### 4.3 Pembahasan

Setelah melakukan penelitian yang berjudul Model *Transfer Learning* Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur DenseNet-201 ini dapat disimpulkan bahwa, sistem yang dibuat dapat melakukan klasifikasian terhadap berbagai jenis penyakit pada daun jagung. Model yang

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

digunakan dalam sistem ini memiliki akurasi sebesar 97 % dan untuk akurasi di *classification report* tersebut sebesar 97 %.

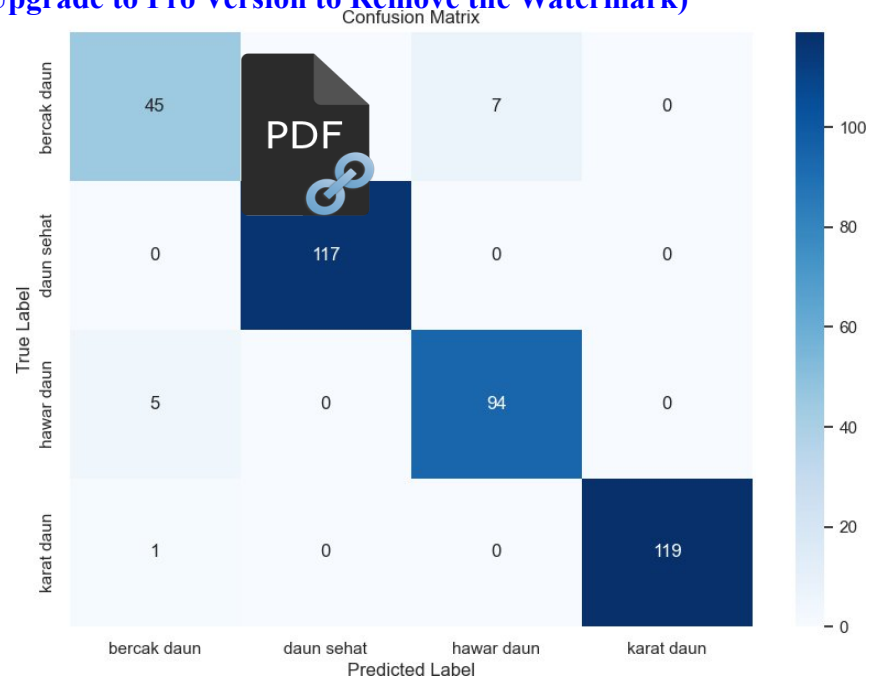
Dataset yang digunakan ini dari 3.852 gambar, yang terbagi menjadi 4 kelas, hawar daun memiliki 1.162 gambar, bercak daun berjumlah 513, karat daun berjumlah 1.192 dan daun sehat 1.162. Proses *preprocessing* mencakup *labelling* gambar, pengubahan ukuran untuk konsistensi dimensi, dan augmentasi untuk meningkatkan variasi dataset. Model dilatih selama 22 *epochs*, dengan rata-rata waktu pelatihan per *epoch* sekitar 1 menit 20 detik. Untuk akurasi *training* sebesar 98% serta akurasi *validation* sebesar 96%. Hasil akhir *k-fold* sebesar 96,35. Untuk hasil *confusion matrix* yaitu, *precision* (bercak daun 88, daun sehat 100, hawar daun 93 dan karat daun 100), *recall* (bercak daun 87, daun sehat 100, hawar daun 95 dan karat daun 99), *f1-score* (bercak daun 87, daun sehat 100, hawar daun 94 dan karat daun 100), Seluruh *accuracy* 97. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sistem klasifikasi yang dikembangkan efektif dalam membedakan antara penyakit daun jagung.

### 4.4 Pengujian Sistem

Pengujian sistem yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan beberapa metode, yaitu *Confusion Matrix* (*Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*), *Classification Report*, *Deploy ke website*. Berikut ini adalah hasil dari pengujian sistem tersebut :

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 4.35** Hasil Pengujian *Confusion Matrix*

*Confusion Matrix* yang ditampilkan menunjukkan kinerja model klasifikasi dalam mengklasifikasikan label yang berbeda. Di sepanjang diagonal utama, angka-angka menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas, seperti 45 untuk bercak daun, 117 untuk daun sehat, 94 untuk hawar daun, dan 119 untuk karat daun. Sementara itu, angka-angka di luar diagonal menunjukkan jumlah kesalahan klasifikasi, misalnya, 7 bercak daun yang salah diklasifikasikan sebagai hawar daun. Matriks ini memberikan wawasan tentang bagaimana model berfungsi, mengidentifikasi kelas mana yang lebih sering salah diklasifikasikan, dan membantu dalam mengevaluasi kinerja model secara keseluruhan.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
bercak daun	0.88	0.87	0.87	52
daun sehat	1.00	1.00	1.00	117
hawar daun	0.93	0.95	0.94	99
karat daun	1.00	0.99	1.00	120
accuracy			0.97	388
macro avg	0.95	0.95	0.95	388
weighted avg	0.97	0.97	0.97	388

**Gambar 4.36** Hasil Pengujian *Classification Report*

Hasil *Classification Report* di atas menyajikan kinerja model klasifikasi berdasarkan metrik seperti presisi, *recall*, dan *f1-score* untuk setiap kelas. Untuk kelas bercak daun, presisi adalah 0.88, dengan *recall* 0.87 dan *f1-score* 0.87, yang mengindikasikan bahwa meskipun banyak prediksi yang benar, ada beberapa kesalahan dalam mendeteksi kelas ini. Kelas daun sehat menunjukkan performa terbaik dengan *recall* dan *f1-score* masing-masing sebesar 1.00 dan 1.00. Kelas hawar daun memiliki presisi 0,93 dan *recall* 0,95, sedangkan karat daun menunjukkan kinerja yang sempurna dengan skor 1,00 di semua metrik. Akhirnya, akurasi keseluruhan model mencapai 0,97, dengan nilai rata-rata makro dan mikro yang tinggi, yang menunjukkan bahwa model secara keseluruhan efektif dalam mengklasifikasikan data.

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



The screenshot shows the initial interface of the 'Klasifikasi Penyakit Daun Jagung' website. At the top, there is a header with a PDF icon and the text 'PDF Klasifikasi Penyakit Daun Jagung'. Below the header, the text 'Unggah Gambar Daun:' is displayed. A file upload area contains a 'Choose File' button and the text 'No file chosen'. A blue 'Klasifikasi' button is positioned below the upload area. At the bottom, there is a copyright notice: '© 2025 Sistem Klasifikasi Penyakit Daun Jagung. Tentang Kami'.

**Gambar 4.37** Tampilan Awal *Website*

Gambar diatas menampilkan tampilan awal *website* untuk klasifikasi penyakit daun jagung. Selanjutnya, pilih *choose file* untuk memasukan gambar penyakit daun jagung



The screenshot shows the website interface after a file has been uploaded. The header remains the same. The text 'Unggah Gambar Daun:' is still present. The file upload area now shows the 'Choose File' button and the text 'image (7).jpg'. The blue 'Klasifikasi' button is still visible. The copyright notice at the bottom is the same: '© 2025 Sistem Klasifikasi Penyakit Daun Jagung. Tentang Kami'.

**Gambar 4.38** Memasukkan Gambar Penyakit Daun Jagung

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Gambar di atas adalah tahapan untuk memasukkan gambar penyakit daun jagung, setelah itu klik tombol klasifikasi untuk melihat hasil dari klasifikasi penyakit daun tersebut.



**Gambar 4.39** Hasil Klasifikasi Penyakit Bercak Daun



**Gambar 4.40** Hasil Klasifikasi Penyakit Hawar Daun

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**Gambar 4.41** Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Sehat



**Gambar 4.42** Hasil Klasifikasi Penyakit Karat Daun

**KESIMPULAN DAN SARAN**



**5.1 Kesimpulan**

Dari penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa sistem yang dikembangkan berhasil melakukan klasifikasi penyakit daun jagung dengan akurasi mencapai 97% menggunakan model DenseNet201. Untuk hasil *confusion matrix* yaitu, *precision* (bercak daun 88, daun sehat 100, hawar daun 93 dan karat daun 100), *recall* (bercak daun 87, daun sehat 100, hawar daun 95 dan karat daun 99), *f1-score* (bercak daun 87, daun sehat 100, hawar daun 94 dan karat daun 100), Seluruh *accuracy* 97. Dataset yang digunakan terdiri dari 3.852 gambar yang terbagi dalam empat kelas, dan proses *preprocessing*, termasuk *labelling*, *resize* dan augmentasi, berhasil meningkatkan kualitas data serta efisiensi pelatihan model.

**5.2 Saran**


Terlepas dari hasil yang sangat memuaskan tersebut, sistem ini belum sempurna, masih ada beberapa kekurangan yang dapat diperbaiki untuk penelitian selanjutnya di masa yang akan datang. Saran yang penulis berikan adalah sebagai berikut :

- 1) Mengumpulkan lebih banyak variasi gambar penyakit daun jagung untuk meningkatkan akurasi model.
- 2) Mencoba algoritma lain untuk meningkatkan performa dalam melakukan klasifikasi.

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

### DAFTAR PUSTAKA

- 
- [1] M. F. Naufal, D. H. Prasetyo, and F. H. Ramadhan, “Rekomendasi Peralatan Camping Menggunakan Metode Complex Proportional Assesment,” *J. Sains Komput. & Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 931–937, 2022.
- [2] D. S. Purwanto, H. Nirwanto, and S. Wiyatiningsih, “Model Epidemi Penyakit Tanaman : Hubungan Faktor Lingkungan terhadap Laju Infeksi dan Pola Sebaran Penyakit Bulai (*Peronosclerospora maydis*) pada Tanaman Jagung di Kabupaten Jombang,” *Plumula*, vol. 5, no. 2, pp. 138–152, 2016.
- [3] R. A. Mas’ud and Junta Zeniarja, “Optimasi Convolutional Neural Networks untuk Deteksi Kanker Payudara menggunakan Arsitektur DenseNet,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 310–318, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.25883.
- [4] A. B. Saputra, D. P. Pamungkas, and D. Wahyu, “Rancangan Sistem Identifikasi Citra Penyakit dan Hama Bawang Merah Menggunakan Metode CNN model Densenet 201,” vol. 8, pp. 775–780, 2024.
- [5] W. Arrank Tonapa, P. D.K. Manembu, and F. D. Kambey, “Klasifikasi Ikan Cakalang dan Tongkol Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Tek. Inform.*, vol. 19, no. 01, pp. 31–36, 2024, doi: 10.35793/jti.v19i01.52013.
- [6] R. A. Kurniawan, A. Sunyoto, and A. Nasiri, “Pengaruh Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat (Effect of Convolutional Neural Network Architecture for Tomato Leaf Disease Classification),” pp. 1–6, 2021, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/emmarex/plantdiseas>
- [7] K. R. Wardani and L. Leonardi, “Klasifikasi Penyakit pada Daun Anggur menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *J. Tekno Insentif*, vol. 17, no. 2, pp. 112–126, 2023, doi: 10.36787/jti.v17i2.1130.



## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- [16] Z. Gu *et al.*, “Assessing breast cancer volume alterations post-neoadjuvant chemotherapy through Deep Learning-based-201 deep learning analysis on DCE-MRI,” *J. Radiat. Res. Appl.*, vol. 17, no. 3, p. 100971, 2024, doi: 10.1016/j.jrras.2024.100971.
- [17] M. Syukur and S. P. Azis Rifianto, *Jagung manis*. 2013.
- [18] M. I. Rosadi and M. Lutfi, “Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model,” *J. Explor. IT!*, vol. 13, no. 2, pp. 36–42, 2021, [Online]. Available: <https://doi.org/10.35891/explorit>
- [19] H. Mirsam, S. Suriani, A. T. Makkulawu, N. Djaenuddin, and F. Abdullah, “Evaluation of Resistance of Hybrid Corn Genotypes against Leaf Blight and Leaf Rust Diseases,” *J. Nas. Lahan Suboptimal*, vol. 9, no. 2, pp. 305–313, 2021.
- [20] W. Apriliani, “IDENTIFIKASI PENYEBAB PENYAKIT HAWAR DAUN PADA TANAMAN JAGUNG MANIS DAN HIBRIDA BERDASARKAN KARAKTER MORFOLOGI DAN MOLEKULER”.
- [21] A. Kariman Aqla, Maulana Zidan Rakhmatullah, Muchammad Yusuf Efendi, “KLASIFIKASI KUALITAS DAUN SEHAT DAN TIDAK SEHAT PADA TANAMAN JAGUNG DENGAN MENGGUNAKAN METODE MORFOLOGI GRADIEN DI PYTHON,” 2024.
- [22] S. J. Pan, *Transfer learning*. 2020.
- [23] F. Zhuang, *A comprehensive survey on transfer learning*. 2020.
- [24] U. Khultsum and G. Taufik, “Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 558, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.6047.
- [25] V. Salim, A. Abdullah, and P. Y. Utami, “Klasifikasi Citra Penyakit Tanaman pada Daun Paprika dengan Metode Transfer Learning Menggunakan

## Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- DenseNet-201,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 2, pp. 3001–3014, 2024, doi: 10.33022/ijcs.2024.13.2.3001-3014.
- [26] A. Ramdan, V. Zilvan, E. Budianita, H. F. Pardede, and V. P. Rahadi, “Tea clone classification using CNN with residual and densely connections,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 8, no. 4, pp. 289–296, 2020, doi: 10.14710/jtsiskom.2020.13768.
- [27] A. Agustina, F. Yanto, E. Budianita, I. Iskandar, and F. Syafria, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Cnn Arsitektur Densenet-121 Dan Augmentasi Data,” *J. Inf. Syst. Informatics Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 124–134, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.35145/joisie.v8i1.4256>
- [28] M. R. Khare and R. H. Havaldar, *Predicting the anterior slippage of vertebral lumbar spine using Densenet-201*. 2023.
- [29] B. Priyatna, T. K. A. Rahman, A. L. Hananto, A. Hananto, and A. Y. Rahman, “MobileNet Backbone Based Approach for Quality Classification of Straw Mushrooms (*Volvariella volvacea*) Using Convolutional Neural Networks (CNN),” *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 8, no. 3–2, pp. 1749–1754, 2024, doi: 10.62527/joiv.8.3-2.2998

**Protected by PDF Anti-Copy Free**

**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

SURAT KEPUTUSAN  
DEKAN FAKULTAS ILMU TEKNIK

UNIVERSITAS BINA INSAN

Nomor: UNIV.BI/FIT.2/SK/2024

PDF

DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI  
PROGRAM STUDI REKAYASA SISTEM KOMPUTER TAHUN AKADEMIK 2024/2025  
UNIVERSITAS BINA INSAN

DEKAN FAKULTAS ILMU TEKNIK  
UNIVERSITAS BINA INSAN

- Menimbang : a. Bahwa untuk kelancaran penyelesaian skripsi mahasiswa pada Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Tahun Akademik 2024/2025 pada Universitas Bina Insan, perlu ditunjuk pembimbing skripsi yang bertanggung jawab penuh pada pelaksanaan bimbingan tersebut;
- b. Bahwa untuk keperluan sebagaimana poin satu tersebut di atas perlu ditetapkan dengan surat keputusan Dekan.
- Mengingat : 1. Undang-undang No. 12 tahun 2012 tentang Pendidikan Nasional;
2. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia No. 4 tahun 2014 tentang penyelenggaraan Pendidikan Tinggi;
3. Keputusan Menteri Pendidikan Nasional Republik Indonesia No. 232/U/2000 tentang Pedoman Penyusunan Kurikulum Pendidikan Tinggi dan Penilaian Hasil Belajar Mahasiswa;
4. Keputusan Menteri Pendidikan Nasional Republik Indonesia No. 184/U/2001 tentang pedoman Pengawasan-Pengendalian dan Pembinaan Program Diploma, Sarjana dan Pascasarjana di Perguruan Tinggi;
5. SK Menteri Riset, Teknologi Dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia Nomor 223/KPT/I/2019 Tentang Izin Penggabungan Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Musi Rawas dan Sekolah Tinggi Manajemen Ilmu Komputer Musi Rawas Menjadi Universitas Bina Insan;
6. SK Ketua Yayasan Nomor 01.113/YPDT-Plg/KP/SK/IV/2019 Tentang Pengangkatan Dekan Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
7. SK Dekan Universitas Bina Insan Nomor 1235/UNIV.BI/R/KP/SK/2020 Tentang Pengangkatan Pejabat Pada Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
8. Statuta Universitas Bina Insan Lubuklinggau;

**MEMUTUSKAN**

- Menetapkan :  
Pertama : Mengangkat nama-nama yang tercantum pada lampiran surat keputusan ini sebagai Dosen Pembimbing 1 dan Pembimbing 2 Skripsi Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Tahun Akademik 2024/2025 pada Universitas Bina Insan.
- Kedua : Semua biaya yang timbul akibat dikeluarkannya surat keputusan ini dibebankan pada anggaran Universitas Bina Insan.
- Ketiga : Surat keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan, dengan ketentuan apabila ternyata dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam penetapan surat keputusan ini akan diperbaiki sebagaimana mestinya;

Ditetapkan di : Lubuklinggau  
Pada tanggal : 29 Agustus 2024  
Dekan Fakultas Ilmu Teknik



Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom  
UNIVERSITAS BINA INSAN  
FAKULTAS ILMU TEKNIK

Tembusan Yth:

1. Ketua Yayasan Pendidikan Dwi Tunggal Palembang (sebagai laporan)
2. Rektor Universitas Bina Insan (sebagai laporan)
3. Arsip

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



PDF

Surat Keputusan Dekan Fakultas Ilmu Teknik  
Universitas Bina Insan  
Nomor : 0189 /UNIV.BI/F.IT.2/SK/2024  
Tanggal : 29 Agustus 2024  
Tentang : Susunan Pengangkatan Dosen Pembimbing  
Skripsi Program Studi Rekayasa Sistem  
Komputer Tahun Akademik 2024/2025

No	NIM	Nama Mahasiswa	Pembimbing 1	Pembimbing 2
1	2102010001	Tiara Saputri	Dr. M. Agus Syamsul Arifin, S.St., M.Kom	Novi Lestari, M.Kom
2	2102010003	Nadiya Rezika	Elmayati, M. Kom	Novi Lestari, M.Kom
3	2102010004	Masriani	Dr. M. Agus Syamsul Arifin, S.St.,M.Kom	Muhammad Nur Alamsyah, M.Kom
4	2102010005	Alfia Tiara Permatasari	Dr. M. Agus Syamsul Arifin, S.St., M.Kom	Rusdiyanto, M.Kom
5	2102010008	Muhamad Akbar Okta Wijaya	Dr. Muhamad Akbar, S.T.,M.IT	Armanto,M.Kom
6	2102010009	I Made Dendy Nirayana	Nelly Khairani Daulay, M.Kom	Cindi Wulandari, M.Kom
7	2102010010	Aji Aris Nasution	Davit Irawan, M.Kom	Fido Rizki, M.Kom
8	2102010011	Ferdayatus Soleha	Asep Toyib Hidayat, M.Kom	Antoni Zulus, M. Kom
9	2102010012	Lilis Anggraini	Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom	Harma Oktavia Lingga Wijaya, M. Kom
10	2102010013	Ferro Audi Pajrin	Dr. Muhamad Akbar, S.T.,M.IT	Deni Nurdiansyah,M.Kom
11	2102010016	Satrya S	Novi Lestari, M.Kom	Joni Karman,M.Kom
12	2102010018	Saptama Hardika	Dr. M. Agus Syamsul Arifin, S.St., M.Kom	Deni Nurdiansyah,M.Kom
13	2102010019	Aisah Rahmawati	Dr. Muhamad Akbar, S.T.,M.IT	Deni Nurdiansyah,M.Kom
14	2102010020	Lia Putri Fadillah	Bunga Intan, M.Kom	Nelly Khairani Daulay, M. Kom
15	2102010021	Deska Dhea Zalbillah	Dr. M. Agus Syamsul Arifin, S.St., M. Kom	Armanto,M.Kom
16	2102010023	Dwi Puspita Sari	Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom	Deni Nurdiansyah,M.Kom
17	2102010024	Kharisma Deni Saputra	Andri Anto Tri Susilo, M.Kom	Lukman Hakim, M. Kom
18	2102010026	M. Sandy Tirta	Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom	Antoni Zulus, M.Kom
19	2102010046	Jeksa Aprianshah	Nelly Khairani Daulay, M.Kom	Deni Nurdiansyah,M.Kom
20	2102010048	Melki Oktarigen	Lukman Sunardi, M.Kom	Muhammad Irvai, M.Kom
21	2102010050	Ronaldo	Dr. Susanto, M.Kom	Ahmad Sobri, M.Kom
22	2102010051	M.Ikhsan Rizki Pratama	Armanto,M.Kom	Satrianansyah, M.Kom
23	2102010052	Riski Kurniawan	Budi Santoso, M.Kom	Bunga Intan, M.Kom

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



No	NIM	Nama Mahasiswa	Pembimbing 1	Pembimbing 2
24	2102010056	Dina Novita	Armanto, M.Kom	A. Taqwa Martadinata, M.Kom
25	2102010057	Sisi Apriyani	Novi Lestari, M.Kom	Tri Hasanah Bimastari Aviani, M.Kom
26	2102010060	Eltin Novalia	Harma Oktavia Lingga Wijaya, M.Kom	Budi Santoso, M.Kom

Ditetapkan di : Lubuklinggau  
Pada tanggal : 29 Agustus 2024  
Dekan Fakultas Ilmu Teknik,



**Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom**  
FAKULTAS ILMU TEKNIK

- Tembusan Yth:
1. Ketua Yayasan Pendidikan Dwi Tunggal Palembang (sebagai laporan)
  2. Rektor Universitas Bina Insan (sebagai laporan)
  3. Arsip

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

SURAT KEPUTUSAN

DEKAN FAKULTAS ILMU TEKNIK

Nomor : UNIV.BI/FIT.2/SK/2024

PENGANGKATAN DOSEN PENGUJI PROPOSAL SKRIPSI MAHASISWA  
PROGRAM STUDI REKAYASA SISTEM KOMPUTER FAKULTAS ILMU TEKNIK  
UNIVERSITAS BINA INSAN LUBUKLINGGAU

DENGAN RAHMAT TUHAN YANG MAHA ESA, UNIVERSITAS BINA INSAN LUBUKLINGGAU

- Memperhatikan : Bahwa dengan selesainya mahasiswa menyusun Proposal Skripsi Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Tahun Akademik 2024/2025, maka perlu menunjuk dan mengangkat Dosen Penguji Proposal Skripsi untuk menguji mahasiswa tersebut dalam menyelesaikan kuliahnya di lingkungan Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
- Menimbang : 1. Bahwa dalam upaya menyelenggarakan pendidikan tinggi yang berkualitas dipandang perlu mengangkat Dosen Penguji Proposal Skripsi di lingkungan Universitas Bina Insan Lubuklinggau;  
2. Sehubungan dengan Butir I (satu) tersebut di atas, maka dipandang perlu mengeluarkan Surat Keputusan sebagai landasan hukumnya;
- Mengingat : 1. Undang-Undang No. 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional;  
2. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia No. 60 Tahun 1999 tentang Pendidikan Tinggi;  
3. Keputusan Menteri Pendidikan Nasional Republik Indonesia No. 232/U/2000 tentang Pedoman Penyusunan Kurikulum Pendidikan Tinggi dan Penilaian Hasil Belajar Mahasiswa;  
4. Keputusan Menteri Pendidikan Nasional Republik Indonesia No. 184/U/2001 tentang Pedoman Pengawasan-pengendalian dan Pembinaan Program Diploma, Sarjana dan Pascasarjana di Perguruan Tinggi;  
5. SK Menteri Riset, Teknologi Dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia Nomor 223/KPT/I/2019 Tentang Izin Penggabungan Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Musi Rawas dan Sekolah Tinggi Manajemen dan Ilmu Komputer Musi Rawas Menjadi Universitas Bina Insan;  
6. SK Ketua Yayasan Nomor 01.113/YPDT-Plg/KP/SK/IV/2019 Tentang Pengangkatan Rektor Universitas Bina Insan Lubuklinggau;  
7. SK Rektor Universitas Bina Insan Nomor 1235/UNIV.BI/R/KP/SK/2020 Tentang Pengangkatan Pejabat Pada Universitas Bina Insan Lubuklinggau;  
8. Statuta Universitas Bina Insan Lubuklinggau;

MEMUTUSKAN

- Menetapkan  
Pertama : Mengangkat Saudara yang namanya tercantum pada lampiran ini, sebagai penguji Proposal Skripsi Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Tahun Akademik 2024/2025 di Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
- Kedua : Semua biaya yang timbul akibat dikeluarkannya Surat Keputusan ini dibebankan kepada anggaran Universitas Bina Insan Lubuklinggau atau dana khusus yang disediakan untuk itu;
- Ketiga : Kepada yang bersangkutan diberikan honorarium yang besarnya sesuai dengan peraturan Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
- Keempat : Surat Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan, dengan ketentuan apabila ternyata dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam penetapan surat keputusan ini, akan diperbaiki sebagaimana mestinya;

Demikian Surat Keputusan ini ditetapkan untuk dilaksanakan sebagaimana mestinya.

Ditetapkan di : Lubuklinggau  
Pada tanggal : 23 November 2024  
Dekan Fakultas Ilmu Teknik

  
UNIVERSITAS BINA INSAN  
FAKULTAS ILMU TEKNIK

Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom

Tembusan Yth.

1. Ketua Yayasan Pendidikan Dwi Tunggal Palembang (sebagai laporan)
2. Rektor Universitas Bina Insan (sebagai laporan)
3. Arsip

0733-4553932 (Rektorat Universitas)

0733-3280300 (Bina Insan)

0733-3280200 (Pascasarjana)



0812-1826-6228

(Marketing UNIVBI)



0652-3151-5800

(Admin UNIVBI)



Admin@univbindinsan.ac.id



univbindinsan.ac.id - pasca.univbindinsan.ac.id

**Protected by PDF Anti-Copy Free**  
**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

Lampiran Surat Keputusan Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau  
 Nomor : 1606/UNIV.BI/FTT.2/SK/2024  
 Tanggal : 28 Desember 2024  
 Tentang : Susunan Pengangkatan Dosen Pengajar Sidang Proposal Skripsi  
 Program Studi Rekayasa Sistem Komputer 1A, 2024/2025

No	Nama Mahasiswa	NIM	Ketua	Anggota	Hari	Tanggal	Jam	Ruang
1	M. Sandy Tirta	2102010026	Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom	Armanto, M.Kom	Senin	30/12/2024	13.00-14.00	Ruang Sidang 2

Lubuklinggau, 28 Desember 2024  
 Dekan Fakultas Ilmu Teknik

  
**Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom**  
 UNIVERSITAS BINA INSAN  
 FAKULTAS ILMU TEKNIK

Lampiran Surat Keputusan Dekan Fakultas Komputer Universitas Bina Insan Lubuklinggau  
 Nomor : 0175/UNIV.BI/FTT.2/SK/2025  
 Tanggal : 23 Januari 2025  
 Tentang : Susunan Pengangkatan Dosen Pengajar Sidang Skripsi  
 Program Studi Rekayasa Sistem Komputer 1A, 2024/2025

No	Nama Mahasiswa	NIM	Ketua	Sekretaris	Anggota	Hari	Tanggal	Jam	Ruang
1	Fikri Haikal	2102010002	Armanto, M.Kom	Anioni Zulius, M.Kom	Budi Santoso, M.Kom	Jumat	24/01/2025	13.00-14.00	Ruang Sidang 3
2	Petro Asdi Pajrin	2102010013	Dr. Mahamad Akbar, S.T., M.IT	Deni Nurdiaryab, M.Kom	Nevi Lestari, M.Kom	Jumat	24/01/2025	13.00-14.00	Ruang Sidang 4
3	Lia Putri Fadillah	2102010020	Nelly Khairani Dzulay, M. Kom	Bunga Irtan, M.Kom	Elmayati, M.Kom	Jumat	24/01/2025	13.00-14.00	Ruang Sidang 5
4	Maryandi Andika Putra	2102010030	Dr. M Agus Syamsul A.S.St., M.Kom	Bunga Irtan, M.Kom	Novi Lestari, M.Kom	Jumat	24/01/2025	14.00-15.00	Ruang Sidang 1
5	M. Sandy Tirta	2102010026	Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom	Anioni Zulius, M.Kom	Armanto, M.Kom	Jumat	24/01/2025	14.00-15.00	Ruang Sidang 2



PDF

KEPUTUSAN  
DEKAN FAKULTAS ILMU TEKNIK  
Nomor : 012/UNIV.BI/FTT.2/SK/2025

TENTANG  
PENGANGKATAN DOSEN PENGUJI SKRIPSI MAHASISWA  
PROGRAM STUDI REKAYASA SISTEM KOMPUTER FAKULTAS ILMU TEKNIK  
UNIVERSITAS BINA INSAN LUBUKLINGGAU

DENGAN RAHMAT TUHAN YANG MAHA ESA, UNIVERSITAS BINA INSAN LUBUKLINGGAU

- Memperhatikan : Bahwa dengan selesainya mahasiswa menyusun Skripsi Program Studi Rekayasa Sitem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Tahun Akademik 2024/2025, maka perlu menunjuk dan mengangkat Dosen Penguji Skripsi untuk menguji mahasiswa tersebut dalam menyelesaikan kuliahnya di lingkungan Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
- Menimbang : 1. Bahwa dalam upaya menyelenggarakan pendidikan tinggi yang berkualitas dipandang perlu mengangkat Dosen Penguji Proposal Skripsi di lingkungan Universitas Bina Insan Lubuklinggau;  
2. Sehubungan dengan Butir 1 (satu) tersebut di atas, maka dipandang perlu mengeluarkan Surat Keputusan sebagai landasan hukumnya;
- Mengingat : 1. Undang-Undang No. 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional;  
2. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia No. 60 Tahun 1999 tentang Pendidikan Tinggi;  
3. Keputusan Menteri Pendidikan Nasional Republik Indonesia No. 232/U/2000 tentang Pedoman Penyusunan Kurikulum Pendidikan Tinggi dan Penilaian Hasil Belajar Mahasiswa;  
4. Keputusan Menteri Pendidikan Nasional Republik Indonesia No. 184/U/2001 tentang Pedoman Pengawasan-pengendalian dan Pembinaan Program Diploma, Sarjana dan Pascasarjana di Perguruan Tinggi;  
5. SK Menteri Riset, Teknologi Dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia Nomor 223/KPT/I/2019 Tentang Izin Penggabungan Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Musi Rawas dan Sekolah Tinggi Manajemen dan Ilmu Komputer Musi Rawas Menjadi Universitas Bina Insan;  
6. SK Ketua Yayasan Nomor 01.113/YPDT-PIg/KP/SK/IV/2019 Tentang Pengangkatan Rektor Universitas Bina Insan Lubuklinggau;  
7. SK Rektor Universitas Bina Insan Nomor 1235/UNIV.BI/R/KP/SK/2020 Tentang Pengangkatan Pejabat Pada Universitas Bina Insan Lubuklinggau;  
8. Statuta Universitas Bina Insan Lubuklinggau;

MEMUTUSKAN

- Menetapkan  
Pertama : Mengangkat Saudara yang namanya tercantum pada lampiran ini, sebagai penguji Skripsi Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Tahun Akademik 2024/2025 di Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
- Kedua : Semua biaya yang timbul akibat dikeluarkannya Surat Keputusan ini dibebankan kepada anggaran Universitas Bina Insan Lubuklinggau atau dana khusus yang disediakan untuk itu;
- Ketiga : Kepada yang bersangkutan diberikan honorarium yang besarnya sesuai dengan peraturan Universitas Bina Insan Lubuklinggau;
- Keempat : Surat Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan, dengan ketentuan apabila ternyata dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam penetapan surat keputusan ini, akan diperbaiki sebagaimana mestinya;

Demikian Surat Keputusan ini ditetapkan untuk dilaksanakan sebagaimana mestinya.

Ditetapkan di : Lubuklinggau  
Pada tanggal : 23 Januari 2025  
Dekan Fakultas Ilmu Teknik,

Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom

Tembusan Yth.  
1. Ketua Yayasan Pendidikan Dwi Tunggal Palembang (sebagai laporan)  
2. Arsip

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran Surat Keputusan Dekan Fakultas Komputer Universitas Sumatera Utara  
Nomor : 011/2025/UNIV.BH/IT.2/SK/2025  
Tanggal : 23 Januari 2025  
Tentang : Susunan Pengangkatan Dosen Pengajar Sidang Skripsi  
Program Studi Rekayasa Sistem Komputer TA. 2024/2025

No	Nama Mahasiswa	NIM	Ketua	Anggota	Hari	Tanggal	Jam	Ruang	
1	Fikri Haikal	2102010002	Armando, M.Kom	Budi Santoso, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	13.00-14.00	Ruang Sidang 3	
2	Ferro Asdi Pajrin	2102010013	Dr. Muhammad Akbar, S.T., M.IT	Novi Lestari, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	13.00-14.00	Ruang Sidang 4	
3	Lia Putri Fadillah	2102010020	Nelly Khairani Daulay, M. Kom	Bunga Intan, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	13.00-14.00	Ruang Sidang 5	
4	Maryandi Andika Putra	2102010030	Dr. M. Agus Syamsul A.S.St., M.Kom	Bunga Intan, M.Kom	Novi Lestari, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	14.00-15.00	Ruang Sidang 1
5	M. Sandy Tista	2102010026	Dr. Budi Kurniawan, ST., M.Kom	Antoni Zulhas, M.Kom	Armando, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	14.00-15.00	Ruang Sidang 2
6	Muhammad Ikhwan Rizki Pratama	2102010051	Armando, M.Kom	Satrianansyah, M.Kom	Dr. M. Agus Syamsul A.S.St., M.Kom	Jum'at	24/01/2025	14.00-15.00	Ruang Sidang 3
7	Eham Ramadoni	1902010012	Novi Lestari, M.Kom	Davit Irawan M.kom	Budi Santoso, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	14.00-15.00	Ruang Sidang 4
8	Perlayatus Soleha	2102010011	Asep Toyib hidayat, M.Kom	Antoni Zulhas, M.Kom	Dr. Muhammad Akbar, S.T., M.IT	Jum'at	24/01/2025	15.00-16.00	Ruang Sidang 1
9	Deska Dhea Zahidillah	2102010021	Dr. M. Agus Syamsul A.S.St., M.Kom	Armando, M.Kom	Dr. Sumarto, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	15.00-16.00	Ruang Sidang 2
10	Aisah Rahmawati	2102010019	Dr. Muhammad Akbar, S.T., M.IT	Demi Nurdinnyah, M.Kom	Budi Santoso, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	15.00-16.00	Ruang Sidang 3
11	I Made Dendy Nirayana	2102010009	Nelly Khairani Daulay, M. Kom	Ciadi Wulandari, M. Kom	Bunga Intan, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	15.00-16.00	Ruang Sidang 4
12	Aji Aris Nasution	2102010010	Davit Irawan M.kom	Fido rizki M.kom	Armando, M.kom	Jum'at	24/01/2025	15.00-16.00	Ruang Sidang 5
13	Rahmat Alfarabi	1902010052	Budi Santoso, M.Kom	Antoni Zulhas, M.Kom	Armando, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	16.00-17.00	Ruang Sidang 1
14	Adie Wahyuda Pratama	1902010014	Dr. M. Agus Syamsul A.S.T. M.Kom	M. Nur Alomiyah, M.Kom	Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom	Jum'at	24/01/2025	16.00-17.00	Ruang Sidang 2

# Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

15	Windi Safira	2102010053	Novi Lestari, M.Kom	Armanio, M.Kom	Dr.M.Agas Syamsul A,S.Sr., M.Kom	Jum'at	24/01/2025	16.00-17.00	Ruang Sidang 3
16	Dwi Puapita Sari	2102010023	Dr. Rudi Kurniawan, S.T, M.Kom	Armanio, M.Kom	Dr.Muhamad Akbar, S.T., M.IT	Jum'at	24/01/2025	16.00-17.00	Ruang Sidang 4
17	Sisi apriyani	2102010057	Novi Lestari, M.Kom	Armanio, M.Kom	Nelly Khairani Dzulay, M. Kom	Jum'at	24/01/2025	16.00-17.00	Ruang Sidang 5
18	Alfia Tiara Permatasari	2102010005	Dr.M.Agas Syamsul A,S.St., M.Kom	Armanio, M.Kom	Armanio, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	17.00-18.00	Ruang Sidang 1
19	Edy Martha Dinata	18020004	Armanio, M.Kom	Armanio, M.Kom	Dr. Rudi Kurniawan, S.T, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	17.00-18.00	Ruang Sidang 2
20	Ronaldo	2102010050	Dr. Susanto, M.Kom	Ahmad Sobri, M.Kom	Dr. M. Agas Syamsul A,ST,M.Kom	Jum'at	24/01/2025	17.00-18.00	Ruang Sidang 3
21	David Pratama	1902010033	Budi Santoso, M.Kom	Armanio, M.Kom	Novi Lestari, M.Kom	Jum'at	24/01/2025	17.00-18.00	Ruang Sidang 4
22	Riski Kurniawan	2102010052	Budi Santoso, M.Kom	Bunga Istari, M.Kom	Nelly Khairani Dzulay, M. Kom	Jum'at	24/01/2025	17.00-18.00	Ruang Sidang 5
23	Lisa Natalia	2102010040	Armanio, M.Kom	Budi Santoso, M.Kom	Dr.Muhamad Akbar, S.T., M.IT	Sabtu	25/01/2025	08.00-09.00	Ruang Sidang 1
24	Satrya S	2102010016	Novi Lestari, M.Kom	Joni Karman, M.Kom	Armanio, M.Kom	Sabtu	25/01/2025	09.00-10.00	Ruang Sidang 1
25	Tiara Saputri	2102010001	Dr. M. Agas Syamsul A,ST,M.Kom	Novi Lestari, M.Kom	Armanio, M.Kom	Sabtu	25/01/2025	10.00-11.00	Ruang Sidang 1
26	M. Akbar Okta Wijaya	2102010008	Dr. Muhamad Akbar, S.T., M.IT	Armanio, M.Kom	Andri Anto Tri Susilo, M.Kom	Sabtu	25/01/2025	11.00-12.00	Ruang Sidang 1
27	M. Agung Prayogi	2102010039	Harna Oktavia Lingga W, M.Kom	Deni Nurdianayah, M.Kom	Dr. M. Agas Syamsul A,ST,M.Kom	Sabtu	25/01/2025	13.00-14.00	Ruang Sidang 1

Lubuklinggau, 23 Januari 2025  
Dekan Fakultas Ilmu Teknik  
  
Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom  
UNIVERSITAS BINA INSAN  
FAKULTAS ILMU TEKNIK



LEMBAR PENYATAAN UJIAN SKRIPSI

Nama Mahasiswa : M. Sandi  
 NIM : 712721007  
 Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)  
 Fakultas : Ilmu Teknik  
 Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer  
 Konsentrasi :  
 Judul : Model Transfer Learning Dalam Klasifikasi  
 Penyakit Daun Jagung Menggunakan  
 Arsitektur DenseNet-201

No	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1	Dr. Rudi Anwarudin, ST, M.Kom			
2	Antoni Julius, M.Kom			
3	Armanto, M.Kom			

Lubuklinggau, 14 Februari.....2025  
 Ketua Program Studi...Rekayasa Sistem  
 Komputer

(...Armanto, M.Kom.....)



PDF

LEMBAR PERBAIKAN POKOK BAHASAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama Mahasiswa : M. Sanjaya  
 NIM : 21020100216  
 Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)  
 Fakultas : Ilmu Teknik  
 Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer  
 Konsentrasi :  
 Judul : Model Transfer Learning Dalam  
 Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Arsitektur  
 Dense Net-2d

No	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1	Dr. Padi Kurniawan, S.T, M.T			
2	Amni Zuhri, M.T			
3	Armani, M.T			

Lubuklinggau, 30 Desember 2024  
 Ketua Program Studi... Rekayasa Sistem Komputer

(...Armananto, M.I.COM...)



LEMBAR PEMBIMBINGAN SKRIPSI



Nama : M. Sandy Tirta  
Nim : 2102010026  
Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer  
Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom  
Pembimbing 2 : Antoni Zulius, M.Kom  
Judul : Model *Transfer Learning* Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur DenseNet-201

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	10/01/25	Skripsi	Perbaiki file proposal skripsi, - tambahkan hasil pengujian. - tambahkan referensi.		
2	13/01/25	Skripsi	Perbaiki kemampuan berdiskusi jawa atau banyuwangi Masalah yang dihadapi		
3	16/01/25	Skripsi	Apa sih buku skripsi!!! Ura skripsi!!!		

Lubuklinggau, Januari 2025  
Ketua Program Studi Rekayasa Sistem Komputer  
  
(Armanto, M.Kom)

LEMBAR PEMBIMBINGAN SKRIPSI



Nama : M. Sandy Tirta  
 Nim : 2102010026  
 Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer  
 Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom  
 Pembimbing 2 : Antoni Zulus, M.Kom  
 Judul : Model *Transfer Learning* Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan  
 Arsitektur DenseNet-201

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
①	2/1/25		Persaan: - pengecekan tabel & nama gambar sesuai dengan bab - tambahkan <i>flow chart</i> untuk <i>copy</i> . - pengecekan <i>flow</i>		Af
②	05/1/25		- tambahkan akurasi - ubah <i>plot accuracy</i> & <i>loss</i> - <i>test</i>		Af
③	09/01/25		Acc. <i>lansusan</i> P1		Af

Lubuklinggau, Januari 2025  
 Ketua Program Studi Rekayasa Sistem Komputer

(Arranto, M.Kom)



LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI



Nama : M.Sandy Tirta  
 Nim : 2102010026  
 Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer  
 Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom  
 Pembimbing 2 : Antoni Zulus, M.Kom  
 Judul : Model Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur DenseNet-201

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
①	16/12 2024		Perbaiki perancangan sistem		
②	18/12 2024		Perbaiki deskripsi		
③	23/12 2024		Apa itu sistem setelah uji coba		

Lubuklinggau, Desember 2024  
 Ketua Program Studi Rekayasa Sistem Komputer

(Armanto, M.Kom)



LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama : M.Sandy Tirta
Nim : 2102010026
Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer
Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom
Pembimbing 2 : Antoni Zulus, M.Kom
Judul : Model Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur DenseNet-201

Table with 5 columns: NO, TANGGAL, TOPIK, KOMENTAR PEMBIMBING, and TANDA TANGAN PEMBIMBING (1, 2). It contains four rows of feedback comments and dates from Oct 18 to Dec 13, 2024.

Lubuklinggau, Desember 2024
Ketua Program Studi Rekayasa Sistem Komputer

(Arhanto, M.Kom)

**Protected by PDF Anti-Copy Free**

**(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**



Menerangkan bahwa mahasiswa :

Nama : M Sandy Tirta  
NIM : 2102010026  
Fakultas : Fakultas Teknik  
Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer

Memiliki jurnal dengan Judul “**Model Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur Densenet-201**” Telah diterbitkan pada Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering pada Vol 4 No 3, sehingga dinyatakan memenuhi standar bebas plagiasi dari Universitas Bina Insan.

Demikian surat keterangan ini disampaikan dengan sebenarnya untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Lubuklinggau, 28 Mei 2025

Kepala LPPM



Dr. Ahmad Fahrudin, M. Pd.



Medan, 30 June 2025

No : 150/LOA-JIEEEE/VI/2025

Lamp : -

Hal : Surat Penerimaan Naskah Publikasi



Kepada Yth, sdr/i **M Sandy Tirta**

Di Tempat

Terimakasih telah mengirimkan artikel ilmiah untuk diterbitkan pada **Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering (eISSN 2807-9507)**, dengan judul:

## **Model Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur Densenet-201**

Penulis: **M Sandy Tirta, Rudi Kurniawan(\*), Antoni Zulius**

Berdasarkan hasil review, artikel tersebut dinyatakan **DITERIMA** untuk dipublikasikan pada **Volume 4, Nomor 3, March 2025**.

QR Code dibawah ini merupakan penanda keaslian LOA yang telah dikeluarkan, yang akan menuju pada halaman website Daftar LOA pada Jurnal Bulletin of Computer Science Research.

Sebagai informasi tambahan, saat ini **Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering (eISSN 2807-9507)** telah **TERAKREDITASI** dengan Peringkat **SINTA 5** berdasarkan Surat Keputusan peringkat Akreditasi periode I 2025, dari Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi No **10/C/C3/DT.05.00/2025**, tanggal 21 Maret 2025 mulai dari **Volume 1 No 3 (2022)** sampai **Volume 6 No 2 (2027)**.

Demikian informasi yang kami sampaikan, atas perhatiannya kami ucapkan terimakasih.



Hormat Kami  
  
**Meşran, M.Kom**  
Managing Journal

Tembusan:

1. Pertingagal
2. Author
3. FKPT



# Model Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung (Upgrading dan Arsitektur DenseNet-201)

M Sandy Tirta<sup>1,2,3</sup>, Kurniawan<sup>2,\*</sup>, Antoni Zulius<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Ilmu Teknik, Prodi Rekayasa Komputer, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>2102010026@gmail.com, <sup>2,\*</sup>rudi.kurniawan@univbinainsan.ac.id, <sup>3</sup>antoni.zulius@univbinainsan.ac.id  
Email Penulis Korespondensi: rudi.kurniawan@univbinainsan.ac.id



**Abstrak**— Produktivitas tanaman jagung dapat menurun secara signifikan akibat serangan penyakit pada daun yang sering kali tidak terdeteksi secara dini oleh para petani. Deteksi manual yang bergantung pada pengalaman subjektif petani memiliki keterbatasan dalam akurasi dan efisiensi, sehingga diperlukan solusi berbasis teknologi untuk mendukung praktik pertanian presisi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis penyakit daun jagung dengan menggunakan pendekatan *Transfer Learning* berbasis arsitektur DenseNet-201. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar daun jagung yang terbagi dalam beberapa kategori, termasuk daun sehat dan daun yang terinfeksi penyakit seperti *blight*, *rust*, dan *gray leaf spot*. Untuk meningkatkan performa model dan mengurangi risiko *overfitting*, dilakukan teknik augmentasi data seperti rotasi, flipping, dan zooming. Proses pelatihan model dilakukan dengan pembagian data ke dalam set pelatihan dan pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model DenseNet-201 berhasil mencapai akurasi sebesar 96,65% pada data uji, serta menunjukkan keunggulan dalam hal efisiensi komputasi dan kemampuan generalisasi dibandingkan dengan arsitektur lain yang lebih dangkal. Dengan hasil tersebut, penelitian ini membuktikan bahwa DenseNet-201 merupakan solusi efektif untuk deteksi penyakit daun jagung secara cepat dan akurat, sehingga dapat diintegrasikan ke dalam sistem pendukung pengambilan keputusan di bidang pertanian modern.

**Kata Kunci:** Penyakit Daun Jagung; Transfer Learning; DenseNet-201; Klasifikasi Citra; Deteksi Penyakit Daun Jagung

**Abstract**— Corn productivity can decline significantly due to leaf disease attacks that are often not detected early by farmers. Manual detection that relies on farmers' subjective experience has limitations in accuracy and efficiency, so technology-based solutions are needed to support precision agriculture practices. This study aims to develop an automatic classification system for corn leaf diseases using a Transfer Learning approach based on the DenseNet-201 architecture. The dataset used consists of corn leaf images divided into several categories, including healthy leaves and leaves infected with diseases such as blight, rust, and gray leaf spot. To improve model performance and reduce the risk of overfitting, data augmentation techniques such as rotation, flipping, and zooming were used. The model training process was carried out by dividing the data into training and testing sets. The evaluation results showed that the DenseNet-201 model successfully achieved an accuracy of 96.65% on the test data, and demonstrated superior computational efficiency and generalization capabilities compared to other, shallower architectures. With these results, this study proves that DenseNet-201 is an effective solution for fast and accurate corn leaf disease detection, so it can be integrated into decision support systems in modern agriculture.

**Keywords:** Corn Leaf Diseases; Transfer Learning; DenseNet-201; Image Classification; Detection of Corn Leaf Diseases

## 1. PENDAHULUAN

Jagung (*Zea mays L.*) merupakan salah satu komoditas strategis dalam sektor pertanian yang memiliki peran penting sebagai sumber pangan, pakan ternak, dan bahan baku industri [1]. Di Indonesia, jagung menjadi tanaman pangan kedua setelah padi yang banyak dibudidayakan, baik oleh petani skala kecil maupun besar [2]. Namun, produktivitas jagung sering kali terhambat oleh berbagai faktor, salah satunya adalah serangan penyakit pada bagian daun seperti hawar, bercak, dan karat daun yang dapat menyebabkan penurunan hasil panen secara signifikan [3]. Penyakit bercak daun ditandai dengan bercak coklat kemerahan atau klorotik yang dapat menyebar ke seluruh bagian tanaman [4]. Gejala hawar daun diawali dengan bercak kecil berwarna hijau tua atau kehijauan kebasahan, yang kemudian menjadi coklat kehitaman dan membesar membentuk kumparan atau perahu dengan ukuran hingga 5 cm × 15 cm [5]. Sementara itu, karat daun ditandai dengan munculnya uredinia berbentuk bulat hingga oval di permukaan atas dan bawah daun, yang menghasilkan uredospora sebagai sumber inokulum utama dan menyebar melalui angin. Serangan dini dapat menyebabkan bibit mati, tongkol rontok, dan biji membusuk, hingga menyebabkan kegagalan panen. Penyakit-penyakit ini dapat berkembang di berbagai ketinggian dan musim, baik hujan maupun kemarau [6]. Sebaliknya, daun jagung sehat berwarna hijau cerah, tebal, kuat, bebas dari bercak atau hama, serta tumbuh sesuai fase pertumbuhan tanaman. Kondisi ini menunjukkan kecukupan nutrisi dan mendukung proses fotosintesis yang sangat penting bagi produktivitas tanaman jagung secara keseluruhan [7].

Untuk memastikan keakuratan model dalam mengenali penyakit, digunakan metode evaluasi seperti *Confusion Matrix* dan *K-Fold Cross Validation*. *Confusion Matrix* menampilkan jumlah prediksi benar dan salah dalam bentuk tabel, sedangkan *K-Fold* membagi data menjadi beberapa bagian untuk pelatihan dan validasi bergantian, sehingga hasil menurunkan efisiensi fotosintesis, yang berdampak pada kualitas dan kuantitas hasil panen [8]. Penanganan penyakit evaluasi lebih stabil dan andal [9]. Penyakit daun jagung menyebabkan gangguan fisiologis tanaman karena menurunkan efisiensi fotosintesis, yang berdampak pada kualitas dan kuantitas hasil panen [10]. Penanganan penyakit daun secara dini menjadi sangat penting agar petani dapat melakukan tindakan pencegahan dan pengobatan tepat waktu. Namun, proses diagnosis penyakit secara manual membutuhkan tenaga ahli dan waktu yang tidak sedikit, sehingga tidak efisien untuk skala pertanian luas. Oleh karena itu, dibutuhkan solusi teknologi yang mampu mendeteksi penyakit secara otomatis,



Protected by PDF Anti-Copy Free  
 Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark

cepat, dan akurat. Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dan pembelajaran mesin (*Machine Learning*) membuka peluang besar dalam bidang pertanian presisi [11]. Salah satu penerapannya adalah *computer vision*, yaitu teknik pemrosesan citra untuk mengenali pola tertentu pada gambar tanaman. Dengan *computer vision*, proses identifikasi penyakit daun dapat dilakukan secara otomatis hanya dengan menggunakan gambar, yang diproses oleh sistem berbasis model pembelajaran [12][13]. Model yang umum digunakan dalam pengolahan citra digital adalah *Convolutional Neural Network* (*CNN*), yang terbukti efektif dalam klasifikasi gambar [14]. Salah satu arsitektur *CNN* yang menonjol dalam beberapa tahun terakhir adalah *Densely Connected Convolutional Network* (*DenseNet*), yang menghubungkan setiap lapisan dengan semua lapisan sebelumnya, sehingga mengurangi hilangnya informasi dan memperbaiki aliran gradien [15]. *DenseNet-201* adalah salah satu varian *DenseNet* dengan kedalaman 201 lapisan konvolusi. Arsitektur ini mampu mengekstraksi fitur visual kompleks dari citra dan menghasilkan performa tinggi dalam berbagai tugas klasifikasi [17]. Keunggulan lain dari *DenseNet-201* adalah efisiensi penggunaan parameter serta stabilitas model saat pelatihan, yang menjadikannya pilihan tepat untuk klasifikasi citra penyakit daun tanaman [18]. *DenseNet-201* efisien dalam penggunaan parameter, mengatasi *vanishing gradient*, dan mampu menghasilkan fitur visual rinci. Dengan *pretraining* pada *ImageNet*, model ini efektif untuk klasifikasi penyakit daun jagung dengan akurasi tinggi dan proses diagnosis yang cepat [19][20].

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengkaji klasifikasi penyakit tanaman menggunakan pendekatan *CNN* dan *transfer learning*. Misalnya, Frawan et al. (2022) mengembangkan model klasifikasi penyakit jagung menggunakan arsitektur *InceptionV3*, *ResNet101*, dan *VGG16*, dan berhasil mencapai akurasi sebesar 98,6% pada tiga jenis penyakit dan satu kategori daun sehat [21]. Adhinata et al. (2021) memanfaatkan *DenseNet-201* dan membandingkan dua skema akhir klasifikasi, yaitu menggunakan *Global Average Pooling* dan *flatten*, dengan akurasi terbaik sebesar 93% [22]. Penelitian oleh Waheed et al. (2024) juga menunjukkan efektivitas *DenseNet* dalam mendeteksi penyakit jagung seperti hawar dan karat dengan akurasi tinggi (98,06%) serta efisiensi parameter yang baik [23]. Meskipun hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan *transfer learning* memberikan hasil yang menjanjikan, masih terdapat beberapa kekurangan. Sebagian besar studi belum memanfaatkan teknik validasi silang seperti *K-Fold Cross Validation*, yang penting untuk mengurangi bias dan memastikan model dapat di-*generalize* dengan baik. Selain itu, proses augmentasi data yang terbatas juga membuat model cenderung *overfitting* pada data pelatihan. Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan pendekatan yang lebih komprehensif. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit daun jagung berbasis *DenseNet-201* dengan pendekatan *transfer learning*, serta menerapkan teknik augmentasi data yang beragam untuk meningkatkan generalisasi model. Evaluasi model dilakukan secara menyeluruh menggunakan *Confusion Matrix* dan *K-Fold Cross Validation* untuk memperoleh hasil yang akurat dan andal. Dengan pendekatan ini, diharapkan hasil penelitian dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi dini penyakit tanaman secara otomatis, cepat, dan efisien, serta mendukung implementasi teknologi dalam pertanian presisi di Indonesia.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini terdiri dari enam tahapan utama, yaitu: *problem scoping*, *data acquisition*, *data exploration*, *modelling*, *evaluation*, *deploy & finishing*. Setiap tahap dijelaskan secara sistematis untuk menghasilkan sistem klasifikasi penyakit daun jagung berbasis citra digital. Gambar 1 berikut ini menggambarkan alur proses penelitian secara keseluruhan



Gambar 1. Framework AI Lifecycle

Gambar 1 menunjukkan framework AI Lifecycle yang terdiri dari enam tahap utama, mulai dari identifikasi permasalahan hingga proses deployment dan penyelesaian proyek. Framework ini merangkum proses kerja dalam pengembangan sistem berbasis kecerdasan buatan.

### 2.2 Problem Scoping

Pendekatan berbasis AI, seperti *transfer learning*, menawarkan solusi efisien untuk identifikasi dini penyakit daun jagung melalui klasifikasi gambar. Dengan memanfaatkan model pretrained seperti *DenseNet-201*, sistem dapat mendeteksi pola

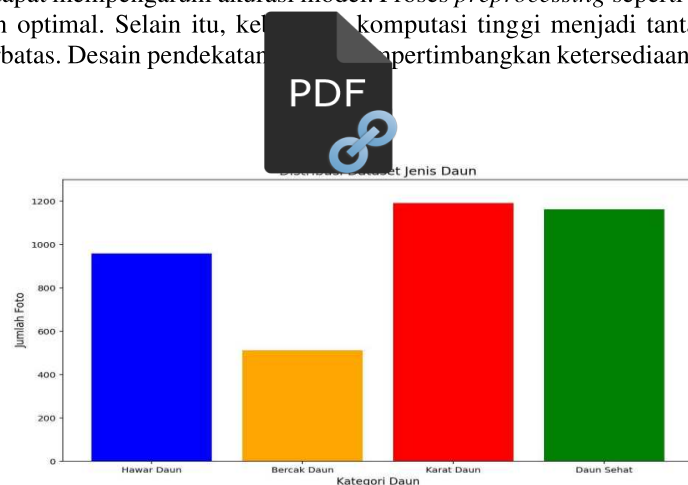


dan fitur spesifik untuk membedakan antara daun selat dan selat lainnya. Hal ini meningkatkan efisiensi identifikasi dan mengurangi ketergantungan pada metode manual.

Namun, tantangan utama adalah ketersediaan dan kualitas dataset citra yang memadai. Data yang kurang bervariasi atau berisik dapat mempengaruhi akurasi model. Proses *preprocessing* seperti augmentasi dan normalisasi juga penting untuk pelatihan optimal. Selain itu, kebutuhan komputasi tinggi menjadi tantangan, terutama pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Desain pendekatan ini mempertimbangkan ketersediaan data dan sumber daya pengguna akhir.

### 2.3 Data Acquisition

Protected by PDF Anti-Copy Free  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

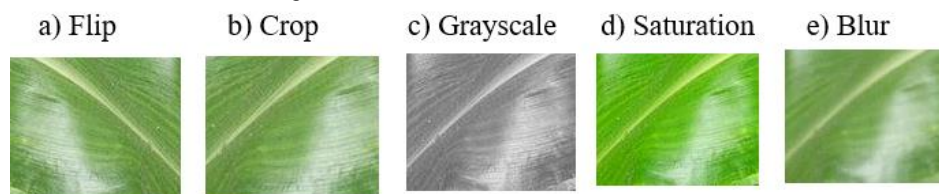


Gambar 2. Grafik Dataset

Gambar 2 adalah grafik jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini, yang berasal dari platform Mendeley Data. Dataset tersebut terdiri dari total 3.852 citra daun jagung yang terbagi ke dalam empat kelas, yaitu: hawar daun sebanyak 985 citra, bercak daun 513 citra, karat daun 1.192 citra, dan daun sehat 1.162 citra. Setiap citra disediakan dalam format JPG dengan resolusi yang bervariasi.

### 2.4 Data Exploration

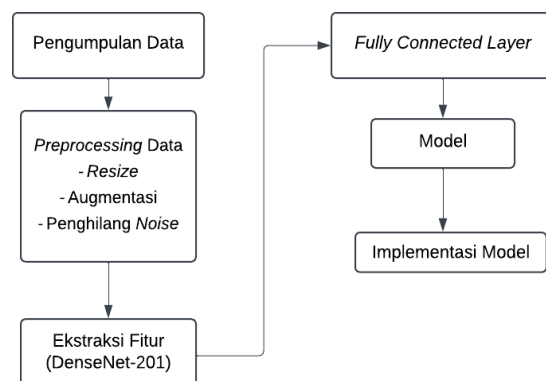
Tahapan *preprocessing data* dilakukan dengan teknik data *augmentation* untuk memperkaya data pelatihan dan mencegah *overfitting*. *Data augmentation* adalah manipulasi citra untuk menambah variasi tanpa perlu mengumpulkan data baru. Teknik yang digunakan meliputi *flip*, *crop*, *grayscale*, *saturation*, dan *blur*. Hasil augmentasi menciptakan keragaman kondisi gambar, membantu model mengenali pola dan fitur dengan lebih baik, serta meningkatkan generalisasi pada data uji. Berikut ini adalah contoh dari hasil augmentasi :



Gambar 3. Hasil Augmentasi

Gambar 3 menunjukkan beberapa teknik augmentasi citra yang digunakan untuk meningkatkan variasi dataset tanpa menambah data baru. Teknik a) Flip membalik gambar untuk menciptakan sudut pandang berbeda, b) Crop memotong sebagian gambar agar model belajar dari bagian tertentu, c) Grayscale menghilangkan warna agar fokus pada tekstur, d) Saturation mengubah intensitas warna untuk menyesuaikan kondisi pencahayaan, dan e) Blur mensimulasikan gambar kabur seperti pada citra lapangan. Augmentasi ini penting untuk mencegah *overfitting* dan meningkatkan akurasi model.

### 2.5 Modelling



Gambar 4. Flowchart Modelling



2.6 Evaluation

Protected by PDF Anti-Copy Free

Evaluasi dilakukan dengan metode *10-fold cross-validation* untuk memastikan bahwa model tidak hanya cocok pada subset data tertentu, melainkan dapat digeneralisasi pada seluruh dataset [4]. Model dievaluasi menggunakan metrik:

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)} \tag{1}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP+FP)} \tag{2}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP+FN)} \tag{3}$$

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{(\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \tag{4}$$



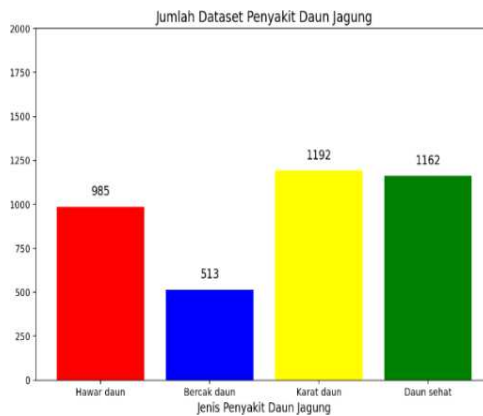
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini menyajikan penelitian yang telah dilakukan untuk klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan arsitektur Densenet-201. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 untuk mendeteksi penyakit daun jagung seperti hawar daun, karat daun, dan bercak daun.

3.1 Pembahasan

Pada penelitian ini ada beberapa tahapan yang di lakukan sebelum akhirnya di peroleh hasil. Langkah awal tentunya pengambilan data set, dimana toatal data set terdiri dari 3.852 citra.

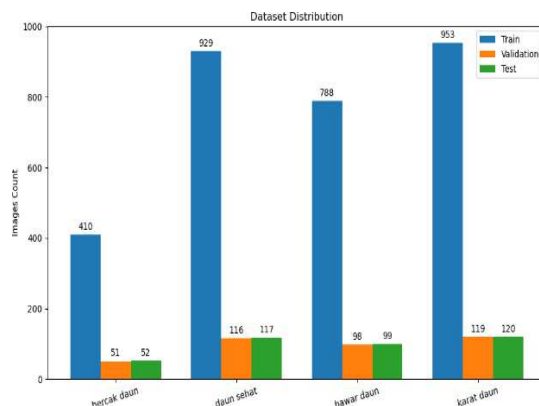
3.1.1 Pengambilan Dataset



Gambar 5. Jumlah Dataset Penyakit Daun Jagung

Gambar 5 menunjukkan dataset citra penyakit daun jagung yang digunakan dalam penelitian ini, yang bersumber dari platform Mendeley Data. Dataset terdiri atas total 3.852 citra yang terbagi dalam empat kategori, yaitu: 985 citra hawar daun, 513 citra bercak daun, 1.192 citra karat daun, dan 1.162 citra daun sehat.

3.1.2 Split Data



Gambar 6. Hasil Split Data



Protected by PDF Anti-Copy Free  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Gambar 6 adalah proses *split* data menjadi tiga sub-set, yaitu *train*, *validation* dan *test*. Untuk kelas bercak daun terdapat 410 citra *train*, 51 *validation*, dan 52 *test*; daun sehat terdiri atas 929 *train*, 116 *validation*, dan 117 *test*; hawar daun sebanyak 788 *train*, 182 *validation*, dan 99 *test*, serta karat daun mencakup 953 *train*, 119 *validation*, dan 120 *test*.

### 3.1.3 Pre-processing Data

#### a. Labelling Gambar

Perlabelan gambar dilakukan menggunakan *LabelImg* yang memberikan nama pada gambar untuk keperluan dataset. Dalam penelitian ini, terdapat empat kelas yaitu bercak daun, hawar daun, karat daun, dan daun sehat.

#### b. Resize Gambar

Resize gambar adalah proses mengubah ukuran gambar agar memiliki dimensi konsisten, memudahkan pemrosesan oleh model transfer learning seperti DenseNet-201. Dengan resize, beban komputasi berkurang, sehingga mempercepat waktu pelatihan model.

#### c. Augmentation

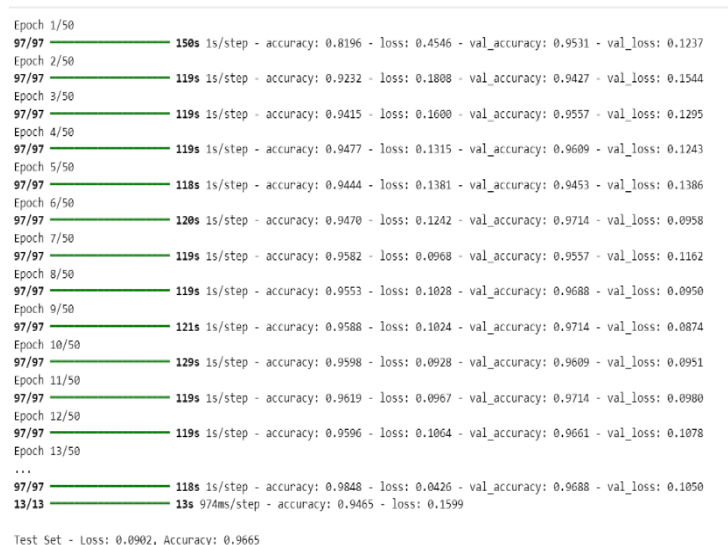
Setelah resize, langkah selanjutnya adalah augmentasi, yaitu memperbanyak data dengan transformasi seperti rotasi dan flipping. Proses ini menggunakan Keras atau *TensorFlow* untuk meningkatkan variasi dan akurasi model *transfer learning* seperti DenseNet-201.

### 3.1.4 Membangun Model

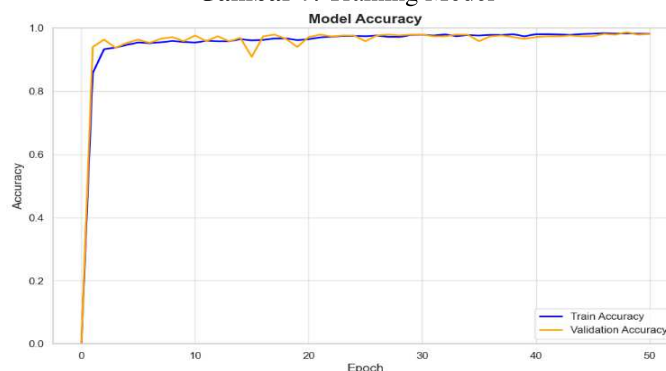
DenseNet201 adalah arsitektur jaringan saraf untuk klasifikasi gambar, menggunakan koneksi dens antar lapisan. Setiap lapisan terhubung ke semua lapisan sebelumnya, meningkatkan aliran informasi dan mengurangi masalah vanishing gradient. Model ini terdiri dari blok konvolusi, lapisan pooling, dan diakhiri dengan lapisan fully connected untuk klasifikasi [20].

### 3.1.5 Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan selama sejumlah epoch yang ditentukan, di mana setiap epoch mencakup satu siklus penuh melalui dataset pelatihan. Model belajar dari data dan mengoptimalkan bobot untuk meminimalkan kesalahan klasifikasi. Lebih banyak epoch memungkinkan model menangkap pola lebih baik, tetapi perlu diimbangi untuk menghindari overfitting.



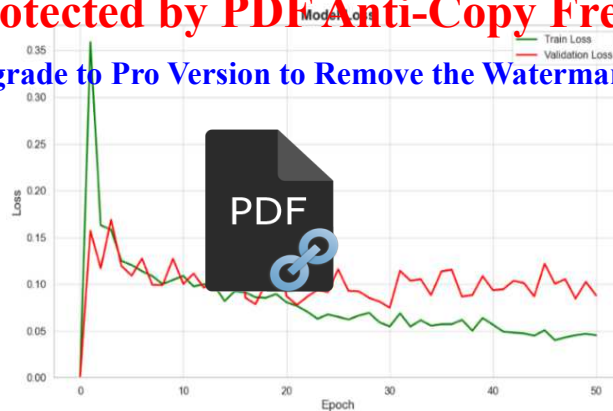
Gambar 7. Training Model



Gambar 8. Grafik Model Accuracy



Protected by PDF Anti-Copy Free  
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 9. Grafik Model Loss

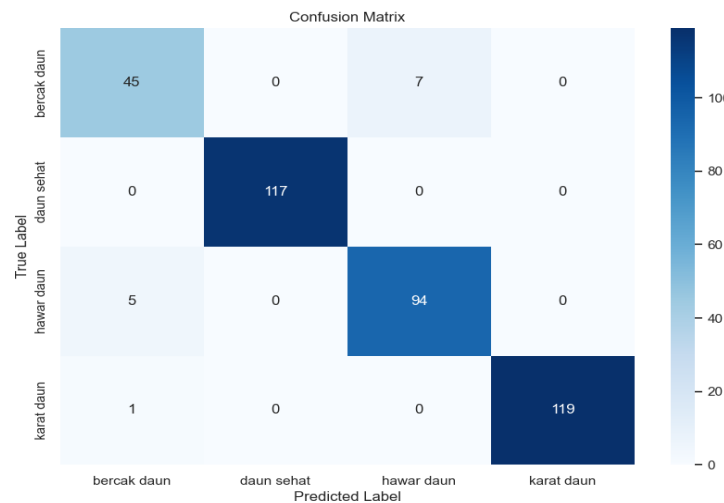
3.1.6 Hasil Evaluasi Model

12/12 ————— 12s 1s/step - accuracy: 0.9783 - loss: 0.1100  
Fold 1 - Validation Loss: 0.1509, Validation Accuracy: 0.9661

Gambar 10. Hasil Evaluasi Model

Gambar 10 menunjukkan hasil evaluasi model, termasuk kecepatan, akurasi, dan loss. Model mencapai akurasi 0.9783 dan loss 0.1100 pada data training. Hasil fold pertama validasi silang menunjukkan loss 15.09 dan akurasi 0.9661, menandakan kemampuan model menggeneralisasi data baru.

3.1.7 Visualisasi Confusion Matrix



Gambar 11. Visualisasi Confusion Matrix

Gambar 11 menunjukkan *Confusion Matrix* yang menampilkan kinerja model klasifikasi dalam mengklasifikasikan label yang berbeda. Di sepanjang diagonal utama, angka-angka menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas, seperti 45 untuk bercak daun, 117 untuk daun sehat, 94 untuk hawar daun, dan 119 untuk karat daun. Sementara itu, angka-angka di luar diagonal menunjukkan jumlah kesalahan klasifikasi, seperti 7 bercak daun yang salah diklasifikasikan sebagai hawar daun.

Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
bercak daun	0.88	0.87	0.87	52
daun sehat	1.00	1.00	1.00	117
hawar daun	0.93	0.95	0.94	99
karat daun	1.00	0.99	1.00	120
accuracy			0.97	388
macro avg	0.95	0.95	0.95	388
weighted avg	0.97	0.97	0.97	388

Gambar 12. Hasil Classification Report



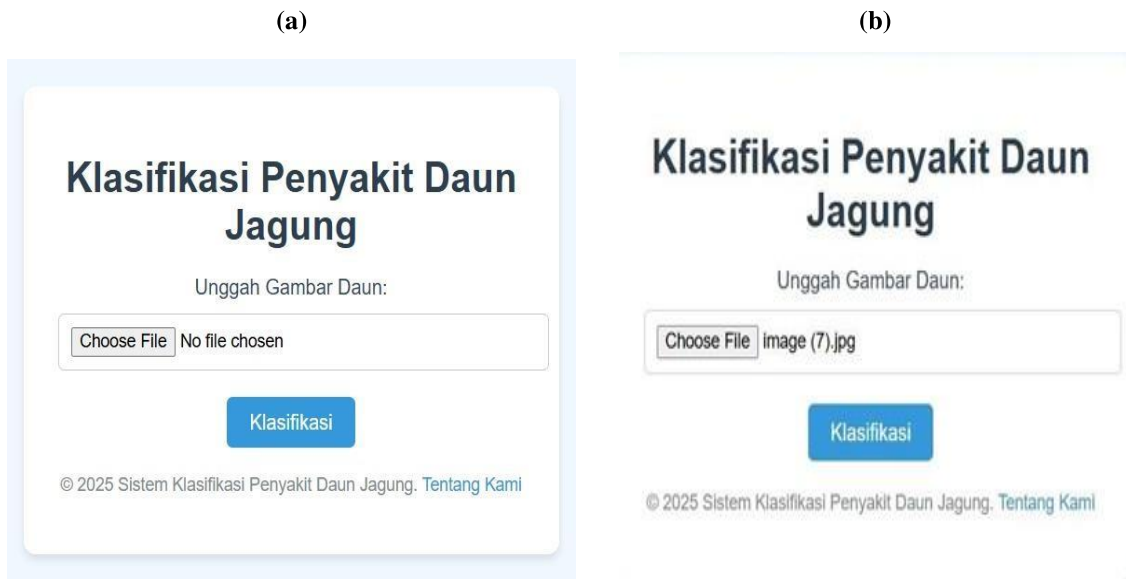
Gambar 12 menunjukkan klasifikasi Report dengan metric presisi, recall dan f1-score. Kelas bercak daun mencatat presisi 0.88 dan recall 0.87. Kelas daun sehat memiliki nilai 1.00 untuk recall dan f1-score. Kelas hawar daun presisi 0.93 dan recall 0.99, sedangkan karat daun mencapai presisi 1.00 dan recall 0.99. Akurasi keseluruhan model adalah 0.97, menunjukkan efektivitas klasifikasi.

3.1.8 Klasifikasi

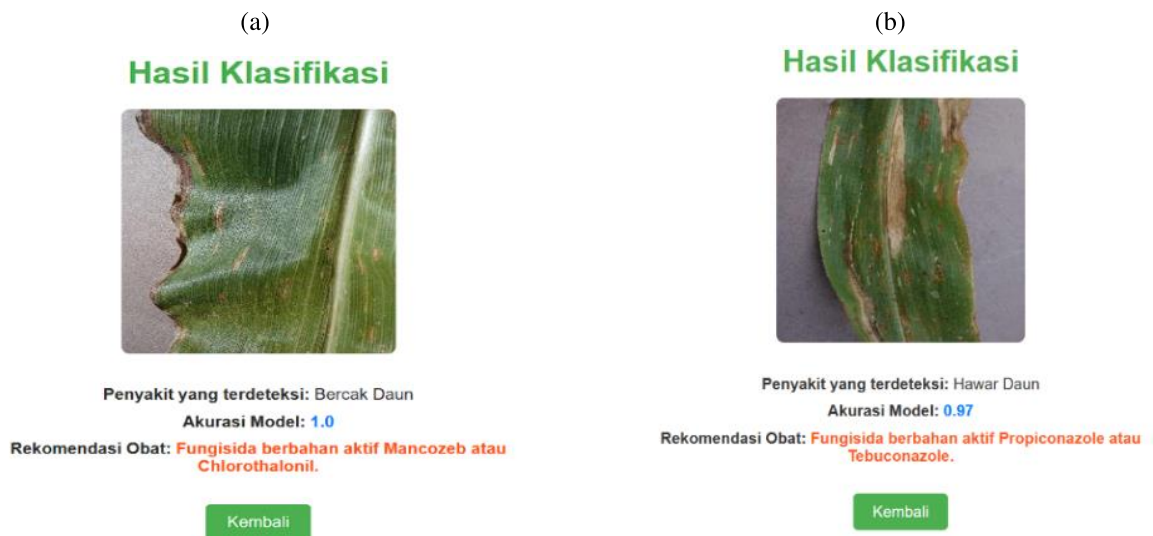


Gambar 13. Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Jagung

3.2 Implementasi



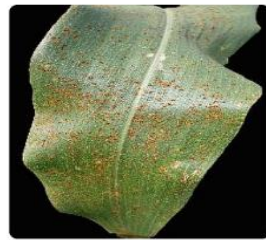
Gambar 14. (a) Tampilan Awal Website (b) Memasukkan Gambar Penyakit Daun Jagung



Gambar 15. (a) Hasil Klasifikasi Penyakit Bercak Daun (b) Hasil Klasifikasi Penyakit Hawar Daun

Protected by PDF Anti-Copy Free (b)

Hasil Klasifikasi (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) Hasil Klasifikasi



Penyakit yang terdeteksi: Karat Daun

Akurasi Model: 1.0

Rekomendasi Obat: Fungisida berbahan aktif Azoxystrobin atau Trifloxystrobin.

Kembali



Penyakit yang terdeteksi: Daun Sehat

Akurasi Model: 1.0

Rekomendasi Obat: Tidak diperlukan obat.

Kembali

Gambar 16. (a) Hasil Klasifikasi Penyakit Karat Daun (b) Hasil Klasifikasi Daun Sehat

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi penyakit daun jagung berbasis *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet-201 yang dapat memberikan hasil yang sangat akurat dengan tingkat akurasi yang mencapai 97%. Selama proses pelatihan dan pengujian, digunakan dataset sebanyak 3.852 gambar yang telah melalui beberapa tahap pra-pemrosesan seperti resize, pelabelan, dan augmentasi. Hasil evaluasi model juga menunjukkan nilai precision, recall, dan f1-score yang tinggi, menandakan bahwa model ini mampu bekerja secara konsisten dalam mengenali masing-masing jenis penyakit. Meski hasil yang diperoleh cukup memuaskan, penelitian ini tetap memiliki keterbatasan, terutama pada jumlah dan keragaman data yang digunakan. Oleh karena itu, pengembangan di masa mendatang sangat mungkin dilakukan, misalnya dengan memperluas variasi dataset dan mengeksplorasi arsitektur *deep learning* lain sebagai pembanding. Harapannya, sistem ini bisa terus dikembangkan hingga benar-benar bisa diterapkan secara langsung di lapangan untuk membantu petani dalam mendeteksi penyakit daun jagung secara lebih cepat, efisien, dan akurat.

#### REFERENCES

- [1] M. F. Naufal, D. H. Prasetyo, And F. H. Ramadhan, "Rekomendasi Peralatan Camping Menggunakan Metode Complex Proportional Assesment," *J. Sains Komput. & Inform.*, Vol. 6, No. 2, Pp. 931–937, 2022, Doi: 10.21009/Jskki.062.13.
- [2] P. Erviyana, "Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Produksi Tanaman Pangan Jagung Di Indonesia," *Jejak J. Ekon. Dan Kebijak.*, Vol. 7, No. 2, 2019, Doi: 10.15294/Jejak.V7i2.3900.
- [3] F. A. C. H. A. Safitri, M. Martosudiro, "Pengaruh Beberapa Jenis Dan Dosis Fungisida Terhadap Penyakit Hawar Daun (Helminthosporium Sp.) Dan Keanekaragaman Jamur Endofit Pada Daun Tanaman Jagung," *J. Hpt (Hama Penyakit Tumbuhan)*, Vol. 11, No. 4, Pp. 188–200, 2023, Doi: 10.21776/Ub.Jurnalhpt.2023.011.4.3.
- [4] M. I. Rosadi And M. Lutfi, "Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model," *J. Explor. It!*, Vol. 13, No. 2, Pp. 36–42, 2021, [Online]. Available: <https://doi.org/10.35891/Explorit>
- [5] R. D. C. F. F. Costa, L. G. Silva, "Characterization Of Exserohilum Turcicum Infection Sites In Maize Genotypes," *Trop. Plant Pathol.*, Vol. 45, No. 3, Pp. 301–312, 2020, Doi: 10.1007/S40858-020-00417-X.
- [6] A. Y. R. Ruimassa, E. A. Martanto, D. K. Erari, "Ketahanan Beberapa Varietas Jagung (Zea Mays L.) Terhadap Penyakit Karat Daun (Puccinia Sorghi) Di Dusun Copti, Distrik Prafi, Kabupaten Manokwari," *Agrotek*, Vol. 10, No. 1, P., 2021, Doi: 10.46549/Agrotek.V10i1.240.
- [7] A. A. Kariman Aqla Sistem, Maulana Zidan Rakhmatullah, Muchammad Yusuf Efendi, "Klasifikasi Kualitas Daun Sehat Dan Tidak Sehat Pada Tanaman Jagung Dengan Menggunakan Metode Morfologi Gradien Di Python," *J. Sist. Apl. Dan Teknol. Inf.*, Vol. 1, No. 2, Pp. 85–94, 2024, Doi: 10.53567/Josiati.V1i2.18.
- [8] D. A. I. P. Putra, R. Rusbandi, "Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Algoritma.*, Vol. 2, No. 2, Pp. 102–112, 2022, Doi: 10.35957/Algoritme.V2i2.2360.
- [9] B. Priyatna, T. K. A. Rahman, A. L. Hananto, A. Hananto, And A. Y. Rahman, "Mobilenet Backbone Based Approach For Quality Classification Of Straw Mushrooms (Volvariella Volvacea) Using Convolutional Neural Networks (Cnn)," *Int. J. Informatics Vis.*, Vol. 8, No. 3–2, Pp. 1749–1754, 2024, Doi: 10.62527/Joiv.8.3-2.2998.
- [10] H. Mohammed Et Al, "Epidemic Development And Management Of Common Leaf Rust (Puccinia Sorghi Schwein) And Turcicum Leaf Blight [Exserohilum Turcicum (Pass.)] Of Maize (Zea Mays L.) In Eastern Ethiopia," *Agrosystems, Geosci. Environ.*, Vol. 9, No. 1, 2023, Doi: 10.1002/Agg2.20451.
- [11] J. Srikanthnaik, "Artificial Intelligence And Machine Learning For Precision In Agriculture: A Comprehensive Systematic Review," *Int. J. Res. Agron*, Vol. 7, No. 6, Pp. 762–767, 2024, Doi: 10.33545/2618060x.2024.V7.16j.2794.
- [12] A. B. M. R. R. E. Pramesti, "Implementation Of Deep Learning Using Convolutional Neural Network For Skin Disease Classification With Densenet-201 Architecture," *J. Ilm. Ilmu Komput.*, Vol. 6, No. 1, 2022, Doi: 10.30645/Jikon.V6i1.140.



Protected by PDF Anti-Copy Free

Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark

- [13] W. Arrank Tonapa, P. D. J. Tabernu, and F. D. Kamba, "Klasifikasi Penyakit Kelenteng Dan Tongkol Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Tek. Inform.*, Vol. 19, No. 01, Pp. 31–36, 2024, Doi: 10.35793/Jti.V19i01.52013.
- [14] B. Suswati, "Implementasi Deep Learning Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Hias," *J. Pendidik. Teknol. Inf.*, Vol. 4, No. 2, Pp. 41–51, 2024, Doi: 10.51454/Decode.V4i2.590.
- [15] N. Huda, A. Mahiruna, W. Sulistijanti, and P. C. N. Santi, "Analisis Performa Inceptionv3 Convolutional Network Pada Klasifikasi Varietas Daun Grapevine," *J. S. Informat. Dan Teknol. Inf.*, Vol. 5, No. 2, Pp. 47–53, 2023, Doi: 10.33084/Jsakti.V5i2.5022.
- [16] A. V. Y. N. Maulana, C. Rozikin, "Implementasi Deep Learning Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Dengan Arsitektur Densenet," *J. Lentera*, Vol. 23, No. 3, Pp. 301–310, 2024, Doi: 10.29138/Lentera.V23i3.1455.
- [17] J. Z. R. A. Mas'ud, "Optimasi Convolutional Neural Networks Untuk Deteksi Kanker Payudara Menggunakan Arsitektur Densenet," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, Vol. 8, No. 1, Pp. 310–318, 2024, Doi: 10.29408/Edumatic.V8i1.25883.
- [18] A. Agustina, F. Yanto, E. Budianita, I. Iskandar, and F. Syafria, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Cnn Arsitektur Densenet-121 Dan Augmentasi Data," *J. Inf. Syst. Informatics Eng.*, Vol. 8, No. 1, Pp. 124–134, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.35145/Joisie.V8i1.4256>
- [19] M. H. M. Bakr, S. Abdel-Gaber, M. Nasr, "Densenet-201 Based Model For Plant Diseases Diagnosis," *Eur. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, Vol. 6, No. 5, Pp. 458–470, 2022, Doi: 10.24018/Ejece.2022.6.5.458.
- [20] Z. Gu *Et Al.*, "Assessing Breast Cancer Volume Alterations Post-Neoadjuvant Chemotherapy Through Densenet-201 Deep Learning Analysis On Dce-Mri," *J. Radiat. Res. Appl. Sci.*, Vol. 17, No. 3, P. 100971, 2024, Doi: 10.1016/J.Jrras.2024.100971.
- [21] N. K. M. Fraiwan and E. Faouri, "Classification Of Corn Diseases From Leaf Images Using Deep Transfer Learning," *Plants*, Vol. 11, No. 23, Pp. 1–15, 2022, Doi: 10.3390/Plants11233241.
- [22] M. P. K. P. F. D. Adhinata, G. F. Fitriana, A. Wijayanto, "Corn Disease Classification Using Transfer Learning And Convolutional Neural Network," *Juita J. Inform.*, Vol. 9, No. 2, Pp. 211–217, 2021, Doi: 10.30595/Juita.V9i2.11686.
- [23] A. K. S. R. M. A. Waheed, S. U. Rehman, "Optimized Densenet Architecture For Detection And Classification Of Maize Leaf Diseases," *Complex Intell. Syst.*, Vol. 10, No. 2, Pp. 123–130, 2024, Doi: 10.1007/S40747-023-01000-X.



## Protected by PDF Anti-Copy Free FORM KELAYAKAN PENJILIDAN SKRIPSI (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Nama : M. Sandy Tirta  
 NIM : 20210026  
 Konsentrasi : Rekayasa Sistem Komputer  
 Program Studi : Transfer Learning Dalam Klasifikasi  
 Judul : Citra Daun Jagung Menggunakan Arsitektur DenseNet-201  
 Dosen Pembimbing I : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom  
 Dosen Pembimbing II : Antoni Zulus, M.Kom  
 Tanggal Ujian Skripsi : 24 Januari 2025

### Point Check :

1. SAMPUL SKRIPSI	✓
2. HALAMAN JUDUL SKRIPSI	✓
3. HALAMAN PENGESAHAN PEMBIMBING SKRIPSI	✓
4. HALAMAN PENGESAHAN KOMISI PENGUJI SKRIPSI	✓
5. SURAT PERNYATAAN	✓
6. ABSTRAK (BAHASA INDONESIA)	✓
7. ABSTRACT (BAHASA INGGRIS)	✓
8. MOTTO DAN HALAMAN PERSEMBAHAN	✓
9. KATA PENGANTAR	✓
10. DAFTAR ISI	✓
11. DAFTAR TABEL	✓
12. DAFTAR GAMBAR	✓
13. DAFTAR LAMPIRAN	✓
14. DAFTAR RIWAYAT HIDUP	✓
15. ISI SKRIPSI (BAB I S/D BAB V)	✓
16. DAFTAR PUSTAKA	✓
17. LAMPIRAN – LAMPIRAN	✓
> SK. PEMBIMBING DAN PENGUJI (PROPOSAL, HASIL, SKRIPSI)	✓
> SURAT KETERANGAN TELAH MELAKSANAKAN RISET	✓
> FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI	✓
> FORMULIR PERBAIKAN SEMINAR PROPOSAL	✓
> FORMULIR BIMBINGAN SKRIPSI	✓
> FORMULIR BIMBINGAN PROPOSAL	✓
> PLAGIARISM SCAN REPORT (TURNITIN)	✓
> JURNAL (TEMPLATE ADA DI LPPM)	✓
> LISTING PROGRAM/HASIL WAWANCARA/KUISIONER DIGUNAKAN	✓
> LAIN-LAIN YANG DIPERLUKAN	✓

Dengan ini dinyatakan layak untuk di jilid sesuai dengan format yang berlaku dilingkungan Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

Pemeriksa Kelayakan,  
 Ketua Prodi Rekayasa Sistem Komputer

(Armanto, M.Kom)