

Protected by PDF Anti-Copy Free
PENYAKIT DAN MODEL TRANSFER LERNING
DALAM MENDALAMI PENYAKIT DAUN JAGUNG
MENGGUNAKAN ARSITEKTUR VGG19



SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan
Pendidikan Program Strata Satu
Pada Program Studi Informatika**

**Oleh
SETIYO ADI WIBOWO
NIM : 2102020163**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU TEKNIK
UNIVERSITAS BINA INSAN
LUBUKLINGGAU
2025**

Protected by PDF Anti-Copy Free

HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

**PENERAPAN MODEL TRANSFER LEARNING DALAM
MENDALAMI AKIT DAUN JAGUNG
MENGUNAKAN ARSITEKTUR VGG 19**

SETIYO ADI WIBOWO

NIM : 2102020163

Pembimbing I

Lubuklinggau, Januari 2025

Pembimbing II

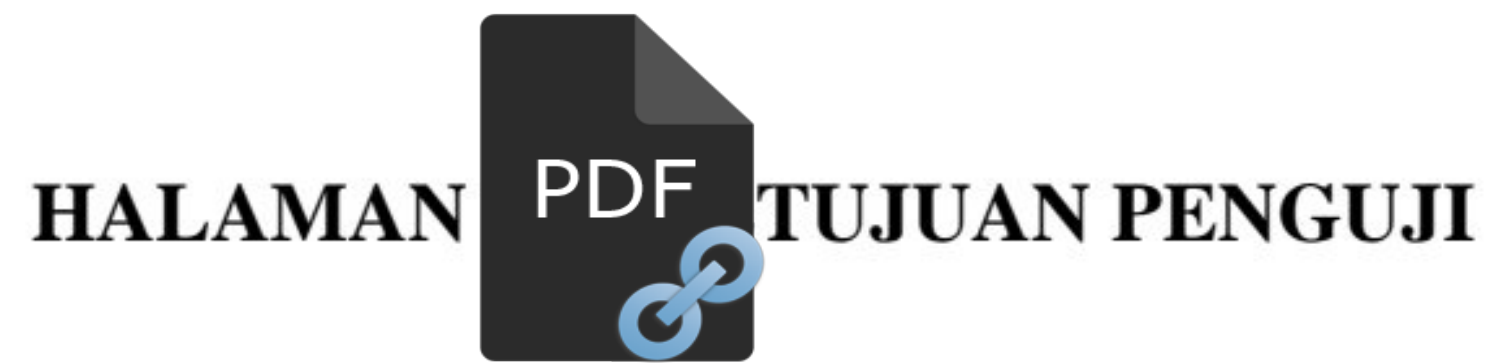
Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom

Budi Santoso, M.Kom

**Mengetahui,
Dekan Fakultas Ilmu Teknik
Universitas Bina Insan Lubuklinggau**

Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom

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



Pada hari Sabtu Tanggal Dua Puluh Lima Bulan Januari Tahun Dua Ribu Dua Puluh Lima telah dilaksanakan Ujian Sidang Skripsi oleh Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan.

Nama : Setiyo Adi Wibowo

Nim : 2102020163

Judul Skripsi : Penerapan Model *Transfer Learning* Mendalami Penyakit Daun Jangung Menggunakan Arsitektur Vgg 19

Komisi penguji

1. **Dr. Rudi Kurniawan,ST.,M.Kom** Ketua (.....)
2. **Budi Santoso, M.Kom** Sekretaris (.....)
3. **Joni Karman, M.Kom** Anggota (.....)

Mengetahui,
Ketua Program Studi Informatika

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN MUKA DAN PERSEMBAHAN



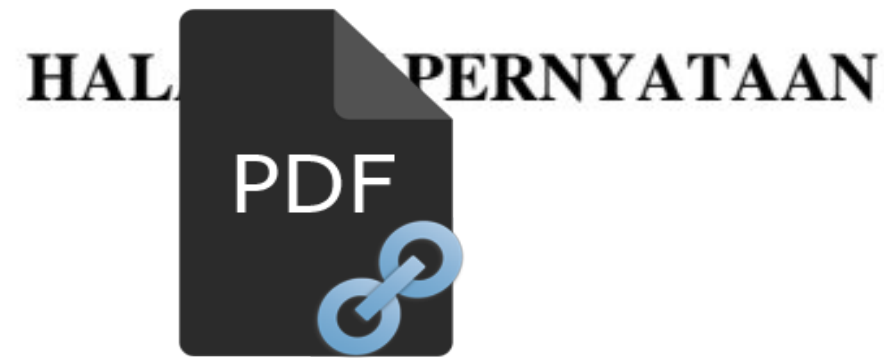
- Dalam setiap pilihan yang kita buat pasti ada baik dan buruknya tapi jangan pernah menyesali pilihan yang sudah diambil karena pasti selalu ada hikmah yang terkandung didalamnya.
- Usaha adalah tangga menuju kesuksesan, dan doa adalah penguat langkahnya
- Bermimpi setinggi langit, tetapi jangan lupa untuk melangkah di bumi.

PERSEMBAHAN :

Penulis mempersembahkan Tugas Akhir ini untuk :

- Allah Subhanahu wa Ta'ala atas karunia dan Rahmat-Nya serta Junjungan Nabi Besar Muhammad Shallahu'alaihi wasallam atas perjuangan menegakkan Ajaran Islam.
- Ibunda dan Ayahanda tercinta yang selalu senantiasa mendoakan, serta sebagai seorang motivator pembangkit semangat untuk tetap melakukan terbaik.
- Kakak Dan Ayuk yang memberikan motivasi dan dukungan serta senantiasa mendoakan untuk tetap semangat hingga study selesai.
- Teman – teman dan rekan-rekan seperjuangan di Program Studi Teknik Informatika, Yang Telah Memberi semangat dan bantuannya serta kebersamaan selama masa study ini.
- Dan tak lupa untuk diri saya sendiri yang telah berjuang dan bertahan tanpa henti, meski jalan

Protected by PDF Anti-Copy Free dan tetap percaya
meski ragu sering datang.
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama Mahasiswa/i : SETIYO ADI WIBOWO

NIM : 2102020163

Program Studi : Informatika

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 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 dengan peraturan perundangan yang berlaku.

Lubuklinggau, Januari 2025
Penulis,

SETIYO ADI WIBOWO
NIM 2102020163

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



The process of processing corn leaf disease data using the VGG 19 architecture which is based on deep learning is to analyze corn leaf diseases which result in low yields. In describing the values that will be managed in this research, we use a digital image dataset of corn leaf disease which consists of 5 classes with a total of 3923 images per class. The aim of this research is to easily predict corn leaf disease and provide treatment for this disease. Can recognize disease patterns in corn leaves based on digital images using the VGG19 architecture model. Corn leaf disease classification results obtained from the VGG19-based model showed excellent performance in identifying various plant health conditions. With an overall accuracy of 97.96%, this model successfully differentiated between five disease classes, namely Common Rust, Gray Leaf Spot, Healthy, Northern Leaf Blight, and Northern Leaf Spot. This figure reflects the model's effectiveness in recognizing the distinctive visual patterns of each disease, which is critical for effective crop management.

Keywords: Prediction, Corn Leaf Disease, Transfer Learning and VGG 19Architecture

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Proses pengolahan data penyakit jagung dengan menggunakan arsitektur VGG 19 yang berbasis deep learning merupakan menganalisis penyakit daun jagung yang mengakibatkan hasil panen sedikit. Dalam menjabarkan nilai yang akan dikelola pada penelitian ini menggunakan dataset citra digital penyakit daun jagung yang terdiri dari 5 kelas dengan jumlah masing-masing data perkelas sebanyak 3923 citra. Tujuan dari penelitian ini Dapat melakukan prediksi penyakit daun jagung secara mudah dan dapat melakukan pengobatan dari penyakit tersebut. Dapat melakukan pengenalan pola penyakit di daun jagung berdasarkan citra digital dengan menggunakan model *arsitektur VGG19*. Hasil klasifikasi penyakit daun jagung yang diperoleh dari model berbasis VGG19 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi berbagai kondisi kesehatan tanaman. Dengan akurasi keseluruhan mencapai 97.96%, model ini berhasil membedakan antara lima kelas penyakit, yaitu *Common Rust*, *Grey Leaf Spot*, *Healthy*, *Northern Leaf Blight*, dan *Northern Leaf Spot*. Angka ini mencerminkan efektivitas model dalam mengenali pola visual yang khas dari masing-masing penyakit, yang sangat penting untuk pengelolaan tanaman secara efektif.

Kata Kunci : Prediksi, Penyakit daun Jagung, Transfer Learning dan Arsitektur VGG 19

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya yang telah memberikan kekuatan dan kesempatan, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan maksimal dan tepat waktu, untuk diajukan sebagai syarat untuk mendapatkan gelar Strata Satu (S-1) pada Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau. Kemudian sholawat beserta salam semoga tetap tercurahkan kepada baginda Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat, serta umatnya hingga akhir zaman.

Dalam penulisan skripsi ini penulis telah berusaha sebaik mungkin untuk menyajikan skripsi ini, baik dari segi isi maupun dari segi desain. Penulis menyadari dalam penulisan skripsi ini tentunya masih jauh dari sempurna. Hal ini dikarenakan keterbatasan pengetahuan yang dimiliki. Oleh karena itu dalam rangka melengkapi kesempurnaan dari penulisan skripsi ini. Untuk selanjutnya penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan skripsi ini, yaitu:

1. Terutama kepada keluarga besar penulis, Ibu dan Ayah yang sudah memberikan kasih dan sayang kepada penulis mulai dari kecil sampai sekarang. Tanpa cinta dari keluarga mungkin skripsi ini tidak dapat diselesaikan.
2. Bapak Dr. H. Sardiyo, M.M. selaku Rektor Universitas Bina Insan yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan skripsi ini.

3. Bapak Mulyana, ST.,M.T, Selaku Pembimbing I Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan skripsi ini.
4. Bapak Wakhid Nur Mukhlis, ST.,M.T, Selaku Wakil Dekan II Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan skripsi ini.
5. Dr. Rudi Kurniawan, ST.,M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau dan selaku pembimbing I yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan skripsi ini
6. Bapak Budi Santoso, M.Kom selaku Ketua Program Studi Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak membantu dan juga selaku pembimbing II yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan skripsi ini.
7. Bapak Joni Karman, M.Kom Selaku Dosen Penguji yang telah memberikan masukan dan saran dalam penulisan skripsi ini.
8. Bapak Kapolres Musi Rawas dan Rekan-Rekan di Kepolisian Resor Musi Rawas dalam memberikan dukungan dan bantuan moril sehingga dapat menyelesaikan penulisan ini.
9. Seluruh 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 peneliti selanjutnya.

Lubuklinggau, Januari 2025

Setiyo Adi Wibowo

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



Nama : Setiyo Adi Wibowo
Umur : 33 Th
Tempat Tanggal Lahir : Cilacap,21 September 1992
Jenis Kelamin : Laki - Laki
Agama : Islam
Status : Lajang
Kewarganegaraan : Indonesia
Alamat : Lingkungan II Rt.008/000 Kel. Pasar Muara Beliti
Kec. Muara Beliti
Telepon : 082323422918
Nama Ayah : Subagio
Nama Ibu : Siti Aisah
Riwayat Pendidikan :
1. SD : Sd N 07 Kroya Cilacap Jawa Tengah
2. SMP : Smp N 6 Kroya Cilacap Jawa Tengah
3. SMA Paket C : Pkbm Annisa Cilacap Jawa Tengah
4. Pada Tahun 2021 Penulis Diterima Di Universitas Bina Insan Lubuklinggau

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



	Halaman
Halaman Judul	i
Halaman Pengesahan	ii
Halaman Persetujuan Tim Penguji	iii
Halaman Motto Dan Persembahan	iv
Halaman Pernyataan	v
<i>Abstract</i>	<i>vi</i>
Abstrak	vii
Kata Pengantar	viii
Daftar Riwayat Hidup	x
Daftar Isi	xi
Daftar Tabel	xiii
Daftar Gambar	xiv
Daftar Lampiran	xv
BAB I PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang Penelitian	1
1.2. Identifikasi Masalah	4
1.3. Rumusan Masalah	4
1.4. Batasan Masalah	4
1.5. Tujuan dan Manfaat Penelitian	5
1.6. Sistematika Penulisan	6
BAB II KAJIAN PUSTAKA.	
2.1. Literatur.....	7
2.2. Penelitian Relevan.....	21
2.3. Kerangka Pemikiran.....	25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1. Analisa Sistem.....	26
3.1.1 Analisa Sistem yang berjalan.....	26
3.1.2 Alternatif Pemecahan Masalah	26
3.1.3 Metode Analisa	27
3.2 Teknik Pemilihan Informan (sampel, sampling).....	28
3.3. Tempat dan Waktu Penelitian	36

Protected by PDF Anti-Copy Free

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.1. Hasil Penelitian	38
4.1.1 Persiapan distribusi	38
4.1.2 Preprocessing	40
4.1.3 Ekstraksi fitur dengan struktur MobileNetV2 dan fully connected layer	40
4.1.4 Pelatihan sistem	42
4.1.5 Hasil pelatihan model	42
4.1.6 Evaluasi model	43
4.1.7 Pengujian dengan input data	48
4.2. Pembahasan	48

BAB V SIMPULAN DAN SARAN

5.1. Simpulan	51
5.2. Saran	51

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN- LAMPIRAN

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



	Halaman
Tabel 2.1 Penelitian Relevan	21
Tabel 3.1 Waktu Penelitian	37
Tabel 4.1 Konfigurasi <i>hyperparameter</i>	42

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



	Halaman
Gambar 2.1. Proses <i>Transfer Learning</i>	11
Gambar 2.2. Penyakit Daun <i>Common rust</i>	13
Gambar 2.3. Penyakit Daun <i>grey leaf spot</i>	14
Gambar 2.4. Penyakit Daun <i>Healthy</i>	14
Gambar 2.5. Penyakit Daun <i>nothern leaf blight</i>	14
Gambar 2.6. Penyakit Daun <i>nothern leaf spot</i>	15
Gambar 2.7. Model CNN	15
Gambar 2.8. Arsitektur VGG19	16
Gambar 2.9. Arsitektur VGG 19	16
Gambar 2.10. Logo Python	20
Gambar 2.11. Kerangka Berpikir	25
Gambar 3.1. Tahapan pada pengolahan data	30
Gambar 3.2. Alur Kerja Sistem	33
Gambar 4.1 Shortcuts Dan Distribusi Data Training	38
Gambar 4.2 Shortcuts Dan Distribusi dataValid	39
Gambar 4.3 Shortcuts Dan Distribusi dataTest	39
Gambar 4.4 Proses <i>CLAHE</i>	40
Gambar 4.5 Model <i>Summary</i>	40
Gambar 4.6 Grafik loss dan <i>accuracy</i>	42
Gambar4.7 <i>Confusion Matrix</i>	43
Gambar4.8 <i>Classification Report</i>	43
Gambar4.9 <i>Kurva RoC</i>	46
Gambar4.10 Pengujian model	48

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



	Halaman
Daftar Lampiran 1. SK Pembimbing Skripsi	54
Daftar Lampiran 2. Formulir Pengajuan Judul	55
Daftar Lampiran 3. Lembar Bimbingan Proposal P1.....	56
Daftar Lampiran 4. Lembar Bimbingan Proposal P2.....	57
Daftar Lampiran 5. SK Sempro INF Tahap 7	58
Daftar Lampiran 6. Lembar Perbaikan Seminar Proposal Skripsi	59
Daftar Lampiran 7. Lembar Bimbingan Skripsi P1	60
Daftar Lampiran 8. Lembar Bimbingan Skripsi P2	61
Daftar Lampiran 9. SK Ujian Skripsi INF Tahap 4	62
Daftar Lampiran 10. Lembar Perbaikan Skripsi	63
Daftar Lampiran 11. Data Training, Validasi, Test.....	64
Daftar Lampiran 12. Penyakit Penyakit Daun Jagung	65
Daftar Lampiran 13. Total Dataset.....	66
Daftar Lampiran 14. Jurnal	67
Daftar Lampiran 15. Bebas Plagiasi.....	77
Daftar Lampiran 16. Kelayakan Penjilidan Skrips.....	78

1. Latar Belakang Penelitian



Jagung (*Zea mays L*) adalah salah satu komoditas penting dalam sektor pertanian yang memiliki peranan strategis sebagai sumber pangan, pakan, dan bahan baku industri. Di Indonesia, jagung menjadi salah satu tanaman utama setelah padi. Namun, produktivitas jagung seringkali terganggu oleh berbagai ancaman, salah satunya adalah serangan penyakit daun. Penyakit daun pada jagung dapat mengurangi hasil panen secara signifikan, bahkan menyebabkan kerugian ekonomi yang besar bagi petani. Oleh karena itu, identifikasi dan klasifikasi penyakit daun jagung secara cepat dan akurat menjadi hal yang sangat penting untuk mendukung pengelolaan penyakit secara efektif.[2].

Dengan perkembangan teknologi, maka penggunaannya dapat dimanfaatkan disemua aspek yang salah satunya pada aspek bidang pertanian. Sekarang ini sudah banyak bidang pertanian yang menggunakan teknologi dalam membandingkan hasil panen, penjualan maupun dalam mendeteksi penyakit pada tanaman, sehingga petani dapat terbantu dalam melihat dan mendeteksi penyakit yang ada pada tanaman. Penyakit pada tanaman tidak hanya dari buah saja tetapi juga dapat dilihat dari perkembangan tanaman jagung maupun penyakit yang melekat pada daun jagung dan ini dapat mengakibatkan petani jagung gagal panen.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 Selain jagung merupakan salah satu kebutuhan pangan utama setelah padi dan terigu di dunia dan termasuk kebutuhan yang penting di Indonesia setelah padi. Tanaman jagung tumbuh baik pada daerah yang panas dan dingin dengan curah hujan dan kelembapan yang cukup tidak perlu banyak air untuk menanam jagung.[6]

Namun pada tanaman jagung mengalami kendala yang mana penyakit daun jagung seperti bercak daun (*leaf spot*), karat daun (*rust*), dan hawar daun (*blight*) sering kali sulit dikenali secara visual oleh petani. Faktor-faktor seperti kemiripan gejala antar penyakit, keterbatasan pengetahuan, dan kurangnya alat bantu diagnosis membuat proses identifikasi menjadi tidak akurat. Metode konvensional yang mengandalkan pengamatan langsung oleh pakar atau laboratorium memerlukan waktu lama dan biaya tinggi. Kondisi ini menyebabkan keterlambatan dalam pengendalian penyakit sehingga potensi kerugian meningkat.

Transfer learning adalah metode *machine learning* yang menggunakan model yang pernah dilatih sebelumnya (*pre-trained*) sebagai dasar untuk melatih model yang baru. Sederhananya, metode pembelajaran lama digunakan kembali ke titik awal untuk model lain dalam tugas yang baru.[2]. Dengan menerapkan *transfer learning* pada tugas baru, seseorang bisa mencapai performa yang secara signifikan jauh lebih tinggi daripada melakukan pelatihan dengan jumlah data yang sedikit.

Arsitektur *VGG-19* adalah jaringan saraf konvolusional yang mendalam dengan 19 lapisan bobot, yang terdiri dari 16 lapisan konvolusional dan 3

lapisan yang terdapat di dalamnya. Arsitekturnya mengikuti pola yang sederhana dan berulang, sehingga lebih mudah dipahami dan diterapkan. Dalam menjalankan arsitektur difokuskan pada pembuatan model dalam melakukan ekstraksi dan klasifikasi objek penelitian. Sehingga dilakukan penelitian yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*.

Python merupakan bahasa pemrograman komputer yang biasa dipakai untuk membangun situs, software/aplikasi, mengotomatiskan tugas dan melakukan analisis data. Bahasa pemrograman ini termasuk bahasa pemrograman yang digunakan dalam mengakurasi data dan sering digunakan dalam menganalisis suatu kejadian atau permasalahan yang terjadi didalam kehidupan sehari – hari. Untuk memudahkan *user* dalam menjalankan dan mendapatkan hasil output yang akurat dengan mentraining data yang akan dikelola.

Dari penjelasan yang penulis jabarkan tersebut, maka penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul “**Penerapan Model Transfer Learning dalam penyakit daun Jagung menggunakan Arsitektur VGG19**”.

2. Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka dapat diidentifikasi masalah

sebagai berikut:

- a) Tanaman jagung mengalami masalah apabila pada saat buah jagung mulai berputik maka sering terserang hama yang membuat daun tanaman jagung mengalami perubahan pada warna daun;
- b) Adanya penyakit yang tidak dapat terdeteksi oleh petani pada saat perubahan cuaca. Hal ini akan mengakibatkan panen jagung mengalami gagal panen;

3. Rumusan Masalah

Dari hasil identifikasi masalah diatas, maka dapat dirumuskan suatu permasalahan, yaitu:

- a) Bagaimana menjaga tanaman jagung dari penyakit yang sering menyerang daun tanaman jagung bisa terdeteksi melalui sistem?
- b) Bagaimana mengembangkan sistem yang dapat mengetahui jenis penyakit yang ada pada daun jagung dengan menggunakan model Arsitektur *VGG19*?

4. Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

- a. Penelitian ini menggunakan dataset citra digital penyakit daun jagung yang terdiri dari 5 kelas dengan jumlah masing-masing data perkelas sebanyak 3933 citra
- b. Model *transfer learning* yang digunakan adalah *arsitektur VGG19*
- c. Menggunakan Bahasa pemrograman *python*
- d. Menggunakan *library keras* dan *tensorflow*

5. Tujuan dan Manfaat Penelitian

a. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

- 1) Dapat melakukan identifikasi penyakit daun jagung secara mudah dan dapat melakukan pengobatan dari penyakit tersebut
- 2) Dapat melakukan pengenalan pola penyakit di daun jagung berdasarkan citra digital dengan menggunakan model *arsitektur VGG19*

b. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

1) Manfaat Bagi Perkembangan Ilmu Pengetahuan

Manfaat terhadap perkembangan ilmu pengetahuan adalah sebagai bahan referensi dalam penelitian yang terkait dengan penerapan yang dengan menggunakan model *arsitektur VGG19*.

2) Manfaat Bagi Lembaga

Sebagai bahan pengetahuan dan keterampilan mahasiswa Universitas Bina Insan Lubuklinggau dan sebagai evaluasi kemampuan mahasiswa Universitas Bina Insan dalam menerapkan teori yang didapat di bangku perkuliahan.

3) Manfaat bagi peneliti

Sebagai media untuk pengetahuan dalam menyelesaikan Pendidikan Strata Satu (S-1) di Program Studi Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

6. Sistematika Penulisan

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

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



BAB I: PENDAHULUAN

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

BAB II:KAJIAN PUSTAKA

Dalam bab ini berisi teori-teori yang mendasari masalah yang diteliti dituangkan dalam literatur, penelitian relevan, dan kerangka berpikir.

BAB III: METODOLOGI PENELITIAN

Dalam bab ini berisi tentang gambaran umum sistem yang berjalan yang dituangkan dalam metode penelitian, metode pengumpulan data, metode analisa, tempat dan waktu penelitian, alat dan bahan, metode pengujian dan pengolahan data.

BAB IV: HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi tentang hasil penelitian, pembahasan, penerapan metode analisa, dan hasil analisa.

BAB V: SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi simpulan dari seluruh penelitian dan saran-saran/masukan-masukan yang berguna di masa yang akan datang.

DAFTAR PUSTAKA



2.1.Literatur

1. Data Mining

Data Mining adalah suatu teknik menggali informasi berharga yang terpendam atau tersembunyi pada suatu koleksi data (*database*) yang sangat besar sehingga ditemukan suatu pola yang menarik yang sebelumnya tidak ketahui. Kata mining sendiri berarti usaha untuk mendapatkan sedikit barang berharga dari sejumlah besar material dasar. Karena itu data mining sebenarnya memiliki akar yang panjang dari bidang ilmu seperti kecerdasan buatan (*artificial intelligent*), *machine learning*, statistik dan database. Beberapa metode yang sering disebut-sebut dalam literatur data mining antara lain *clustering*, *classification*, *association rules mining*, *neural network*, *genetic algorithm* dan lain-lain.[5]

Karakteristik data mining yaitu sebagai berikut:

1. Data mining berhubungan dengan penemuan sesuatu yang tersembunyi dan pola data tertentu yang tidak diketahui sebelumnya.
2. Data mining biasa menggunakan data yang sangat besar. Biasanya data yang besar digunakan untuk membuat hasil lebih dipercaya.
3. Data mining berguna untuk membuat keputusan yang kritis, terutama dalam strategi.

Data Mining dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu sebagai berikut:[6]

Protected by PDF Anti-Copy Free

a. Deskripsi

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Terkadang peneliti dan analis hanya ingin mencoba mencari cara untuk mendeskripsikan pola data yang terdapat dalam data.[6]



b. Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, hanya saja variabel target yang diestimasi lebih bersifat numerik daripada kategorikal. Buat model menggunakan catatan lengkap yang memberikan nilai variabel target sebagai nilai prediksi. Selain itu, pada pemeriksaan selanjutnya, variabel target diestimasi berdasarkan nilai variabel prediktor. Contohnya adalah memperkirakan nilai kredit kumulatif mahasiswa pascasarjana dengan melihat poin nilai mahasiswa yang mengikuti program sarjana.[6]

c. Prediksi.

a. Pengertian prediksi

Prediksi hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, hanya saja nilai hasil prediksi akan ada di masa yang akan datang. Beberapa metode dan teknik yang digunakan dalam klasifikasi dan estimasi juga dapat (jika sesuai) digunakan untuk prediksi.[6]

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil. Prediksi tidak harus memberikan jawaban secara pasti kejadian yang akan terjadi, melainkan berusaha untuk mencari jawaban sedekat mungkin yang akan terjadi [2].

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

Pengertian Prediksi sama dengan ramalan atau perkiraan. Menurut kamus besar bahasa Indonesia, prediksi adalah hasil dari kegiatan memprediksi atau meramal atau memperkirakan pada masa yang akan datang dengan menggunakan data masa lalu. Prediksi menunjukkan apa yang akan terjadi pada suatu keadaan tertentu dan merupakan input bagi proses perencanaan dan pengambilan keputusan [6]

b. Tahapan pada prediksi.

- 1). Dataset penyakit.
- 2). Data Preprocessing.
- 3). Fitur Ekstraksi
- 4). Klasifikasi

2. Penerapan.

Penerapan adalah perbuatan menerapkan, sedangkan menurut beberapa ahli, penerapan adalah suatu perbuatan mempraktekkan suatu teori, metode, dan hal lain untuk mencapai tujuan tertentu dan untuk suatu kepentingan yang diinginkan oleh suatu kelompok atau golongan yang telah terencana dan tersusun sebelumnya.[4]. Selain itu penerapan (implementasi) adalah bermuara pada aktivitas, aksi, tindakan, atau adanya mekanisme suatu sistem. Implementasi bukan sekedar aktivitas, tetapi suatu kegiatan yang terencana dan untuk mencapai tujuan kegiatan.[5]

Berdasarkan penjelasan diatas maka dapat disimpulkan penerapan (implementasi) bermuara pada aktifitas, adanya aksi, tindakan, atau mekanisme suatu sistem. Ungkapan mekanisme mengandung arti bahwa

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 penerapan (implementasi) bukan sekedar aktivitas, tetapi suatu kegiatan yang terencana dan dilakukan secara sungguh-sungguh berdasarkan acuan norma

tertentu untuk mencapai kegiatan.




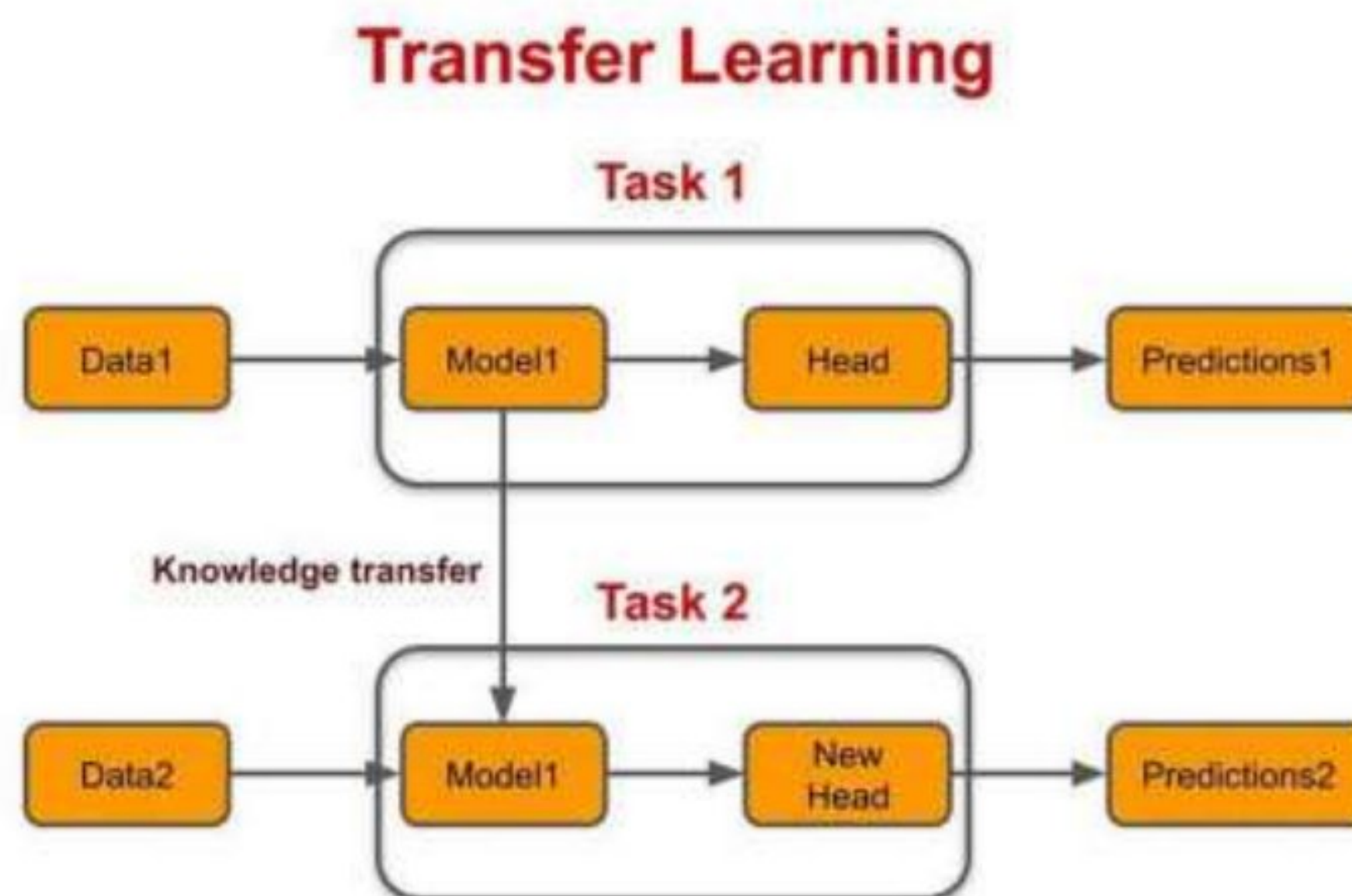
3. *Transfer Learning.*

Transfer learning muncul untuk menjawab tantangan dari data yang berjumlah besar. Pada era digital seperti saat ini, data merupakan salah satu aset yang berharga. Namun ada kalanya dataset dalam jumlah besar tidak tersedia. Ketidaktersediaan data ini menyebabkan sulitnya membentuk model yang akurat sebagaimana dihasilkan oleh dataset yang besar. Di sisi lain, jika dibandingkan dengan proses manusia belajar, pada umumnya manusia tidak belajar suatu hal benar-benar dari nol. Sebagai contoh, apabila seseorang telah mempelajari cara naik sepeda, maka pada saat orang tersebut akan belajar naik motor, ia tidak benar-benar belajar dari awal lagi, melainkan telah memiliki pengetahuan sebelumnya dari belajar naik sepeda. Hal inilah yang menyebabkan para ilmuwan memprakarsai teknik transfer learning.

Transfer learning merujuk pada sebuah cara training dengan menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya dan selanjutnya menggunakan model tersebut untuk sebuah dataset baru.[6]. Model ini disebut juga sebagai *pre-trained* model karena telah dilatih dengan dataset umum sebelumnya. Suatu *pre-trained* adalah model yang sebelumnya telah dilatih pada suatu dataset dan telah memiliki bobot dan bias yang merepresentasikan fitur dari dataset yang digunakan untuk melatihnya. Fitur yang telah dipelajari tersebut dapat ditransfer ke data yang berbeda. Misalnya, model yang telah

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 dilatih pada dataset yang besar dari gambar burung akan memiliki fitur yang telah dipelajari berupa sudut atau garis horizontal yang dapat ditransfer pada dataset yang baru.

Transfer learning  trained model bekerja, merupakan pre-trained model yang telah dilakukan terhadap ribuan dataset dari berbagai domain, termasuk di dalamnya adalah untuk image wajah. Kemudian pre-trained model tersebut menjadi *knowledge* yang ditransfer untuk dalam hal ini adalah model untuk wajah dengan dan tanpa masker. *Knowledge* yang ditransfer tersebut, ditambah dataset baru yang spesifik untuk akan membentuk sebuah model baru yang akan menjadi hasil seperti gambar dibawah ini :



Gambar 2.1. Proses *Transfer Learning*

4. Jagung. **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Jagung merupakan tanaman semusim (*annual*) yaitu tanaman yang dapat menyelesaikan satu daur dalam waktu 80-150 hari tergantung saat tanam, maka munculah istilah "umur jagung" yang menunjukkan bahwa usia jagung hanya mencapai sekitar 3 sampai 5 bulan. Paruh pertama dari daur hidup jagung merupakan tahap pertumbuhan vegetatif dan paruh kedua daur hidup jagung untuk tahap reproduktif. Tampaknya kemudahan budi daya dan adaptasi yang tinggi menyebabkan tanaman ini mudah menyebar ke berbagai penjuru dunia.

Tanaman jagung menghendaki daerah yang beriklim sedang hingga subtropik atau tropis yang basah dan di daerah yang terletak antara 0°-50° LU hingga 0°-40° LS. Tanaman jagung juga menghendaki penyinaran matahari yang penuh. Suhu optimum yang dikehendaki adalah 21-34° C. Curah hujan yang ideal untuk tanaman jagung adalah 100-200 mm/bulan, sedangkan curah hujan paling optimum adalah sekitar 100-125mm/bulan dan harus merata. Oleh karena itu, waktu penanaman harus memperhatikan curah hujan dan penyebarannya. Pertumbuhan tanaman jagung sangat membutuhkan sinar matahari atau penyinaran matahari penuh. Tanaman jagung yang ternaungi, pertumbuhannya akan terhambat, pertumbuhan batang tanaman jagung menjadi kurus dan tongkolnya ringan sehingga produksinya cenderung menurun sehingga memberikan hasil biji yang kurang baik bahkan tidak dapat membentuk buah.[7]

5. Penyakit daun Jagung. **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Gejala serangan penyakit daun jagung gejala awal tanaman jagung yang tertular *Helminthosporium*, muncul bercak kecil, jorong, hijau tua atau hijau kelabu kebas. Selanjutnya bercak berubah warna menjadi coklat kehijauan, membesar dan mempunyai bentuk yang khas berupa kumparan atau perahu. Lebar bercak berukuran 1-2 cm dan panjang 5-10 cm, tetapi lebar dapat mencapai 5 cm dan panjang 15 cm. spora banyak terbentuk pada kedua sisi bercak berwarna hijau tua berbeledu, semakin ketepi warna semakin muda. Beberapa bercak dapat bersatu membentuk bercak yang lebih besar sehingga dapat mematikan jaringan daun pertanaman jagung yang tertular berat tampak kering seperti habis terbakar (Semangun, 2004). Penyakit hawar daun dapat menyebabkan kerusakan jaringan daun atau defoliiasi (pengguguran daun), maka proses fotosintesis akan menurun, karena permukaan yang berfotosintesis pada tumbuhan menjadi berkurang

Penyakit daun jagung terbagi menjadi 5 bagian yaitu:

1. Penyakit daun Jagung *Common rust*



Gambar 2.2. Penyakit Daun *Common rust*

Protected by PDF Anti-Copy Free
2. Penyakit *grey leaf spot*
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.3. Penyakit Daun *grey leaf spot*

3. Penyakit *healthy*



Gambar 2.4. Penyakit Daun Healthy

4 Penyakit Daun *nothern leaf blight*



Gambar 2.5. Penyakit Daun *nothern leaf blight*

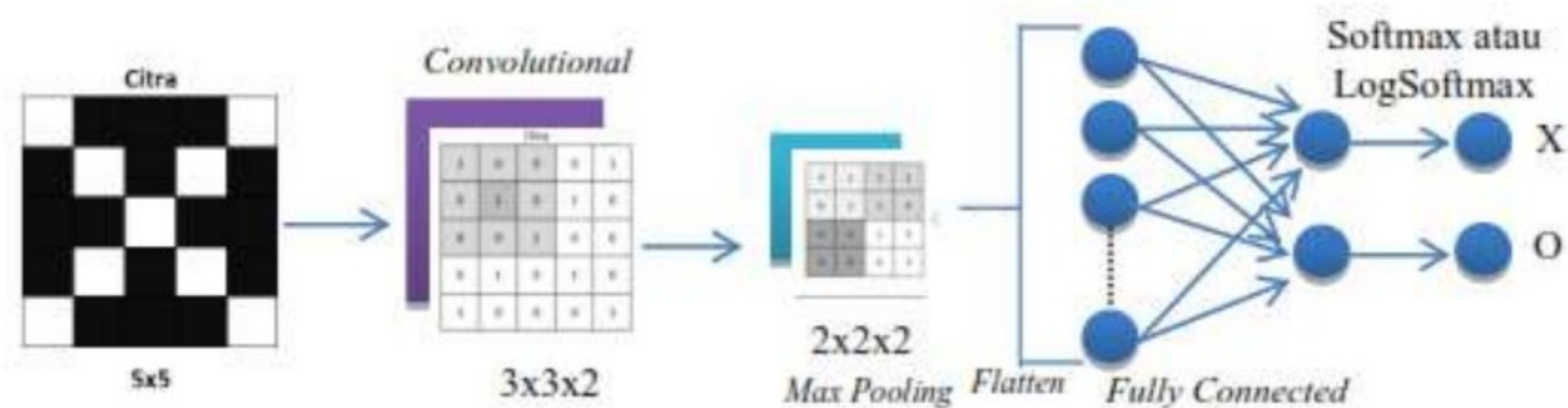
Protected by PDF Anti-Copy Free
 5 Penyakit Daun *Nothorn leaf spot*
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.6. Penyakit Daun *nothorn leaf spot*

6. Model CNN

Implementasi arsitektur model *CNN* digunakan untuk pengelompokan jenis beras. Model *CNN* yang kami gunakan terdiri dari beberapa *layer* konvolusi dan *pooling*, diikuti oleh *layer fully connected*. Jumlah *layer* dan ukuran filter disesuaikan berdasarkan karakteristik data yang dimiliki. *Library* atau *framework Deep Learning* yang digunakan seperti *TensorFlow* dan *keras* untuk mengimplementasikan model *CNN*.



Gambar 2.7. Model CNN

Protected by PDF Anti-Copy Free

Pada tahap ekstraksi fitur pada citra ini, terdapat dua lapisan utama yakni **(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)** *convolution layer* dan *subsampling/ pooling layer*. Terdapat fungsi aktivasi yang digunakan pada tahap ini yaitu jumlah lapisan untuk menghasilkan akurasi yang baik adalah dengan melakukan banyak percobaan. Untuk urutan lapisannya pun tidak selalu sama.

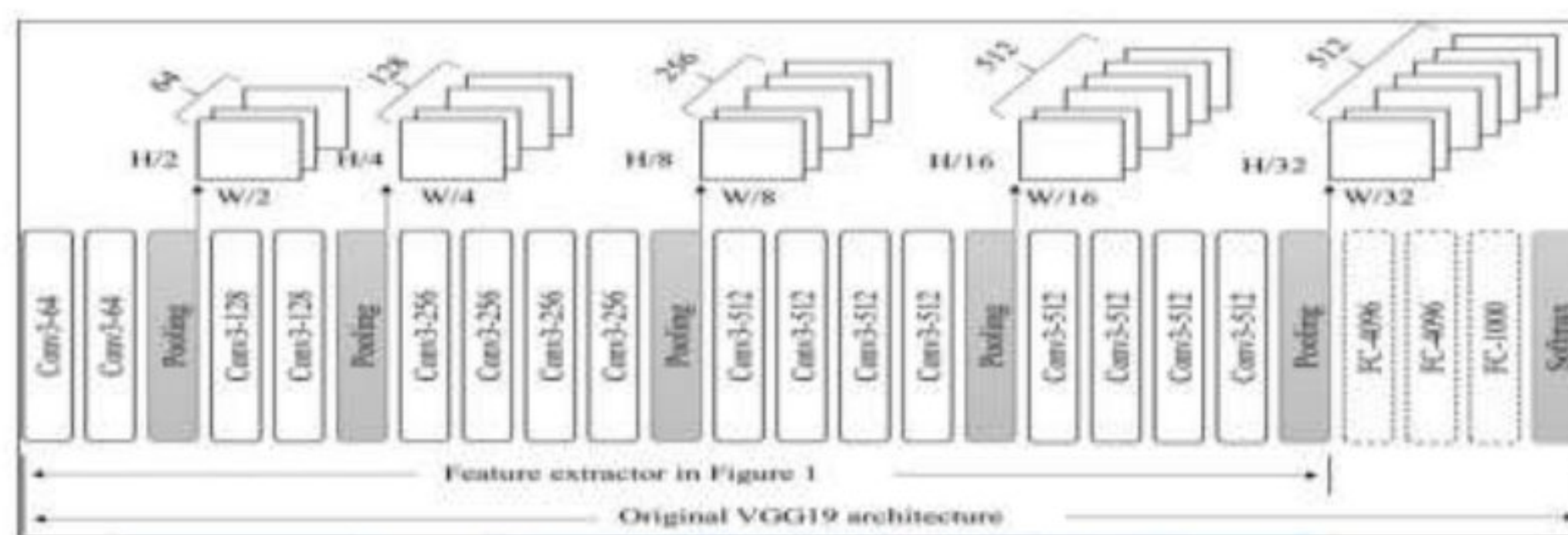
7. Arsitektur VGG19.

Visual Geometry Group (VGG19) adalah salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan dalam pengolahan citra. Arsitektur ini terdiri dari 19 *layer*, termasuk 16 *layer* konvolusi (*convolutional layers*) dan 3 *layer fully connected* (FC *layers*). Pengklasifikasi ini artinya 1000 Node keluaran pada jaringan asli (*ImageNet* mempunyai 1000 kelas), jadi kita perlu menghapus lapisan jaringan terakhir, serta kemudian melatih ulang lapisan terakhir.

VGG-19 merupakan perkembangan dari arsitektur VGG-16 yang memiliki 19 lapisan mendalam sehingga kinerja yang dihasilkan menjadi lebih baik. VGG-19 merupakan arsitektur CNN yang terdiri atas 16 lapisan *convolutional layer* beserta aktivasi ReLU dan 3 lapisan *fully connected layer* beserta aktivasi ReLU. Pada setiap lapisan terakhir *convolutional* terdapat lapisan max pooling untuk mengurangi ukuran spasial dari *convolutional layer* sebelumnya. Lapisan input menggunakan ukuran 224 x 224 piksel, dan lapisan output diganti dengan fungsi aktivasi softmax yang menunjukkan hasil klasifikasi[5]

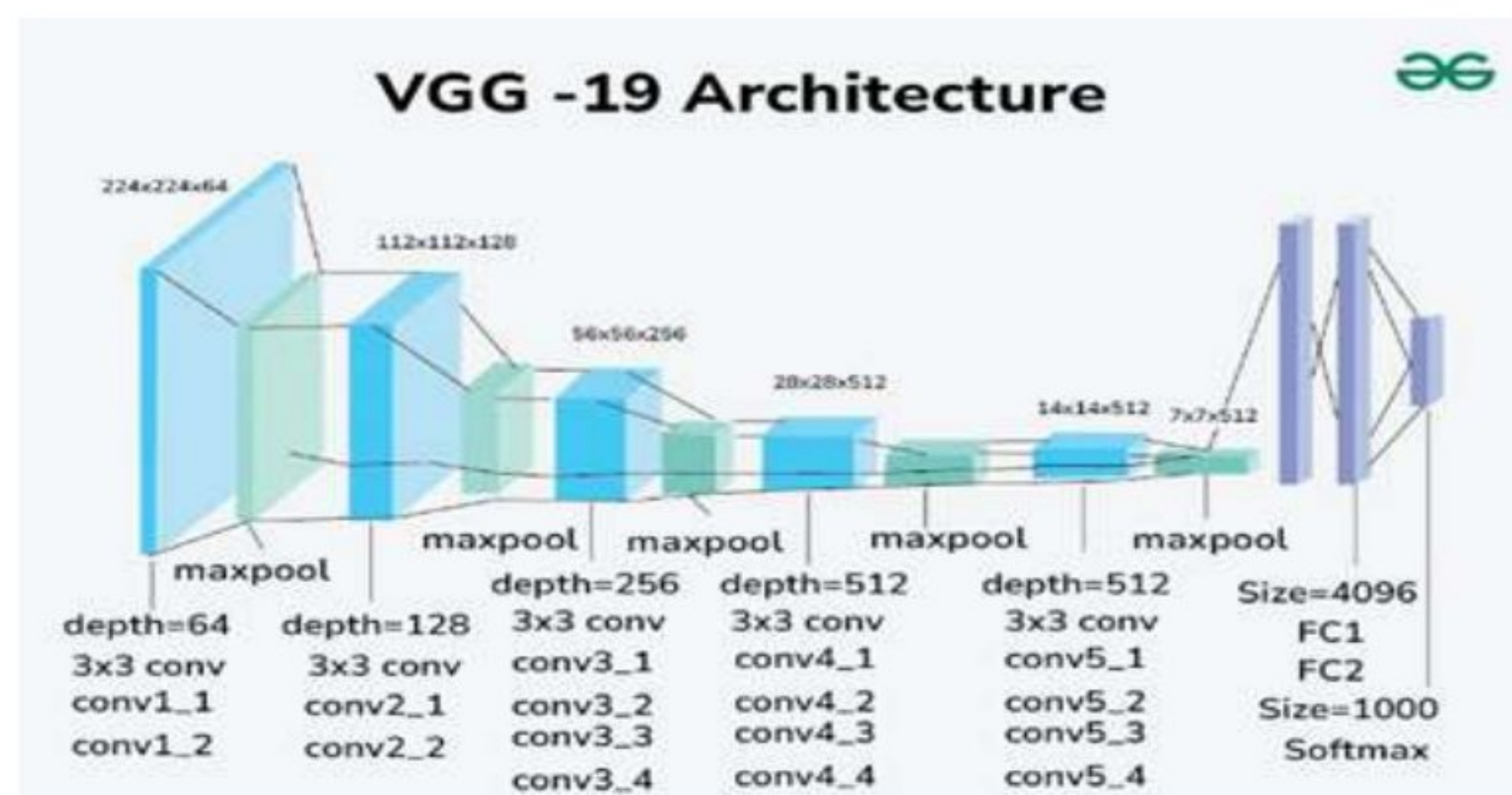
Protected by PDF Anti-Copy Free

Alasan buat melatih ulang lapisan terakhir artinya buat bekerja pada kelas objek baru. Akibatnya, mengidentifikasi 1000 kelas informasi di *ImageNet* juga berguna untuk mengidentifikasi kelas baru. Kekurangan dari *network* ini adalah, karena ini *network* besar dengan parameter yang banyak, membuat waktu pelatihan setiap parameter memakan waktu yang lama dan memiliki ukuran yang besar. Berikut gambaran arsitektur VGG19



Gambar 2.8. Arsitektur VGG19

Model VGG 19 terdiri dari lima blok lapisan konvolusional, diikuti oleh tiga lapisan yang terhubung sepenuhnya. Berikut adalah rincian terperinci dari setiap blok:



Gambar 2.9. Arsitektur VGG 19

Blok 1 **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- Konv1_1: 64 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv1_2: 64 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Penggabungan Maksimum: filter 2x2, langkah 2

Blok 2

- Konv2_1: 128 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv2_2: 128 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Penggabungan Maksimum: filter 2x2, langkah 2

Blok 3

- Konv3_1: 256 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv3_2: 256 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv3_3: 256 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv3_4: 256 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Penggabungan Maksimum: filter 2x2, langkah 2

Blok 4

- Konv4_1: filter 512, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv4_2: filter 512, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv4_3: 512 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv4_4: 512 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Penggabungan Maksimum: filter 2x2, langkah 2

Blok 5

- Konv5_1: filter 512, kernel 3x3, aktivasi ReLU
- Konv5_2: filter 512, kernel 3x3, aktivasi ReLU

- Protected by PDF Anti-Copy Free**
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
- Konv5_3: 512 filter, kernel 3x3, aktivasi ReLU
 - Konv5_4: filter 512, kernel 3x3, aktivasi ReLU
 - Penggabungan Maksimum filter 2x2, langkah 2

Lapisan yang Terhubung Selanjutnya

- **FC1** : 4096 neuron, aktivasi ReLU
- **FC2** : 4096 neuron, aktivasi ReLU
- **FC3** : 1000 neuron, aktivasi softmax (untuk klasifikasi 1000 kelas)

8. Python

Python adalah bahasa pemrograman interpretatif multiguna dengan filosofi perancangan yang berfokus pada tingkat keterbacaan kode. *Python* diklaim sebagai bahasa yang menggabungkan kapabilitas, kemampuan, dengan sintaksis kode yang sangat jelas, dan dilengkapi dengan fungsionalitas pustaka standar yang besar serta komprehensif. *Python* juga didukung oleh komunitas yang besar. *Python* mendukung multi paradigme pemrograman, utamanya; namun tidak dibatasi; pada pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, dan pemrograman fungsional. *Python* juga dikenal dengan bahasa pemrograman yang mudah dipelajari, karena struktur sintaknya rapi dan mudah dipahami. (*Python* bagus untuk pemula yang belum pernah *coding*). [12]

Salah satu fitur yang tersedia pada *python* adalah sebagai bahasa pemrograman dinamis yang dilengkapi dengan manajemen memori otomatis. Seperti halnya pada bahasa pemrograman dinamis lainnya, *python* umumnya digunakan sebagai bahasa skrip meski pada praktiknya penggunaan

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

bahasa ini lebih luas mencakup konteks pemanfaatan yang umumnya tidak dilakukan dengan menggunakan bahasa skrip. Python dapat digunakan untuk berbagai keperluan pengembangan perangkat lunak dan dapat berjalan di berbagai platform sistem operasi. Python didistribusikan dengan beberapa lisensi yang berbeda dari beberapa versi. Lihat sejarahnya di *Python Copyright*. Namun pada prinsipnya Python dapat diperoleh dan dipergunakan secara bebas, bahkan untuk kepentingan komersial. Lisensi Python tidak bertentangan baik menurut definisi Open Source maupun *General Public License* (GPL).

Python dikembangkan oleh Guido van Rossum pada tahun 1990 di *Stichting Mathematisch Centrum* (CWI), Amsterdam sebagai kelanjutan dari bahasa pemrograman ABC. Versi terakhir yang dikeluarkan CWI adalah 1.2. Tahun 1995, Guido pindah ke CNRI di Virginia Amerika sambil terus melanjutkan pengembangan Python. Versi terakhir yang dikeluarkan adalah 1.6. Tahun 2000, Guido dan para pengembang inti *Python* pindah ke BeOpen.com yang merupakan sebuah perusahaan komersial dan membentuk *BeOpen PythonLabs*. *Python 2.0* dikeluarkan oleh *BeOpen*. Setelah mengeluarkan Python 2.0, Guido dan beberapa anggota tim *PythonLabs* pindah ke *Digital Creations*. Saat ini pengembangan Python terus dilakukan oleh sekumpulan pemrogram yang dikoordinir Guido dan *Python Software Foundation*. [13]



Gambar 2.10. Logo Python

2.2. Penelitian Relevan

Penelitian relevan merupakan penelitian terdahulu atau dibuat oleh peneliti

yang akan digunakan sebagai referensi peneliti, adapun penelitian relevan

dapat dilihat pada tabel di



Tabel 2.1 Penelitian Relevan

No	Peneliti/Tahun	Judul	Hasil Penelitian
1	Luban Abdi Susantdkk. 2023[19]	Klasifikasi Citra Lesi Kulit Serupa Virus <i>Monkeypox</i> Menggunakan VGG-19 Convolutional Neural Network	Pasca wabah covid19, muncul lagi ancaman penyakit menular yaitu cacar monyet dengan nama lain virus monkeypox. Cacar monyet adalah penyakit yang ditularkan melalui virus hewan yang tergolong ke dalam genus orthopoxvirus dan memiliki gejala serupa dengan penyakit cacar dan cacar air. Salah satu cara mendiagnosis monkeypox adalah dengan mengklasifikasikan gambar lesi kulit serupa, untuk menentukan apakah pasien benar menderita <i>monkeypox</i> atau bukan. Metode yang umum digunakan untuk klasifikasi citra adalah <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN). CNN merupakan pengembangan dari <i>Multi-Layer Perceptron</i> (MLP) yang ditujukan untuk mengolah data dua dimensi seperti gambar dan audio. Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini yaitu VGG-19 dengan <i>16-convolutionlayer+ relu, 5-pooling layer, dan fully connected layer</i> . Dataset yang digunakan berjumlah 1.000 citra lesi kulit serupa virus <i>monkeypox</i> untuk diukur tingkat persentase akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Hasil pengujian menggunakan unseen data diperoleh tingkat akurasi sebesar 76%, sensitivitas sebesar 76%, dan spesifisitas sebesar 92%.

- Protected by PDF Anti-Copy Free**
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
- 2 Indina Isyri Implementasi Penelitian ini bertujuan untuk
Annie Widyan *Convolutional Neural* mengimplementasikan metode
dkk 2024[20] *Network* *Convolutional Neural Network*
Mengg (CNN) dengan menggunakan
Arsitek Visual arsitektur *Visual Geometry Group19*
Geome p-19 (VGG-19) untuk mengklasifikasikan
(VGG1 untuk varian buah salak yang berasal dari
Klasifi Buah DI Yogyakarta. Enam kelas buah
Salak salak yang digunakan pada penelitian ini meliputi salak Gading busuk, Gading sehat, Madu busuk, Madu sehat, Pondoh busuk, dan Pondoh sehat. Menggunakan data primer berupa 1.200 citra buah salak, dengan setiap kelas memiliki representasi sebanyak 200 citra. Data citra dibagi menjadi tiga subset, yaitu 80% untuk data train, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data test untuk memastikan generalisasi model. Hasil penelitian ini memperoleh tingkat akurasi yang signifikan, dengan model mencapai 94,58% akurasi pada data train, 95,83% pada data validasi, dan 95,83% pada data test. Berdasarkan penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN dengan arsitektur VGG-19 terbukti efektif dalam mengklasifikasikan varian buah salak di Yogyakarta. Tingkat akurasi yang konsisten pada ketiga subset data menegaskan kemampuan model dalam mengidentifikasi dengan tepat setiap kelas buah salak. Keberhasilan model ini dalam mengklasifikasikan varian buah salak dengan tingkat akurasi yang tinggi memberikan kontribusi positif dalam peningkatan efisiensi dan akurasi pengelolaan produksi salak di Yogyakarta. Penelitian ini menjadi landasan untuk pengembangan sistem otomatisasi yang dapat membantu meningkatkan pengenalan kualitas dan jenis buah salak secara cepat dan akurat dalam industri perkebunan.

- Protected by PDF Anti-Copy Free**
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
- 3 Muhammad Salim, dkk. 2023 [21] Penerapan model Arsitektur VGG19 dalam klasifikasi penyakit ayam
- Penyakit ayam merupakan salah satu permasalahan yang dapat memberikan dampak yang sangat signifikan bagi para peternak ayam, selain memberikan dampak bagi peternakan itu sendiri, penyakit ayam juga dapat memberikan dampak bagi lingkungan sekitar. Kurangnya pengetahuan terhadap gejala maupun penyakit yang terjadi pada ayam, membuat sebagian dari peternakayam mengobati dan mengatasi penyakit dengan cara yang masih tradisional. Cara tersebutseringkali memakan waktu yang lama dan rawan terhadap kesalahan. Pada penelitian ini akan menggunakan teknologi untuk melakukan proses klasifikasi terhadap penyakit ayam dengan memanfaatkan model deep learning dari arsitektur Convolutional Neural Network, yaitu InceptionV3. Dalam melakukan proses klasifikasi penyakit ayam, menggunakan dataset citra feses ayam dengan jumlah 8067 Sehat, *Salmonella*, *Coccidiosis*, dan penyakit Newcastle. Pada proses penelitian dilakukan tiga skenario percobaan dengan menggunakan 20 epoch, 50 epoch dan 100 epoch. Dari hasil percobaan, penggunaan nilai 100 epoch menghasilkan nilai akurasi paling tinggi dengan nilai 94.05%

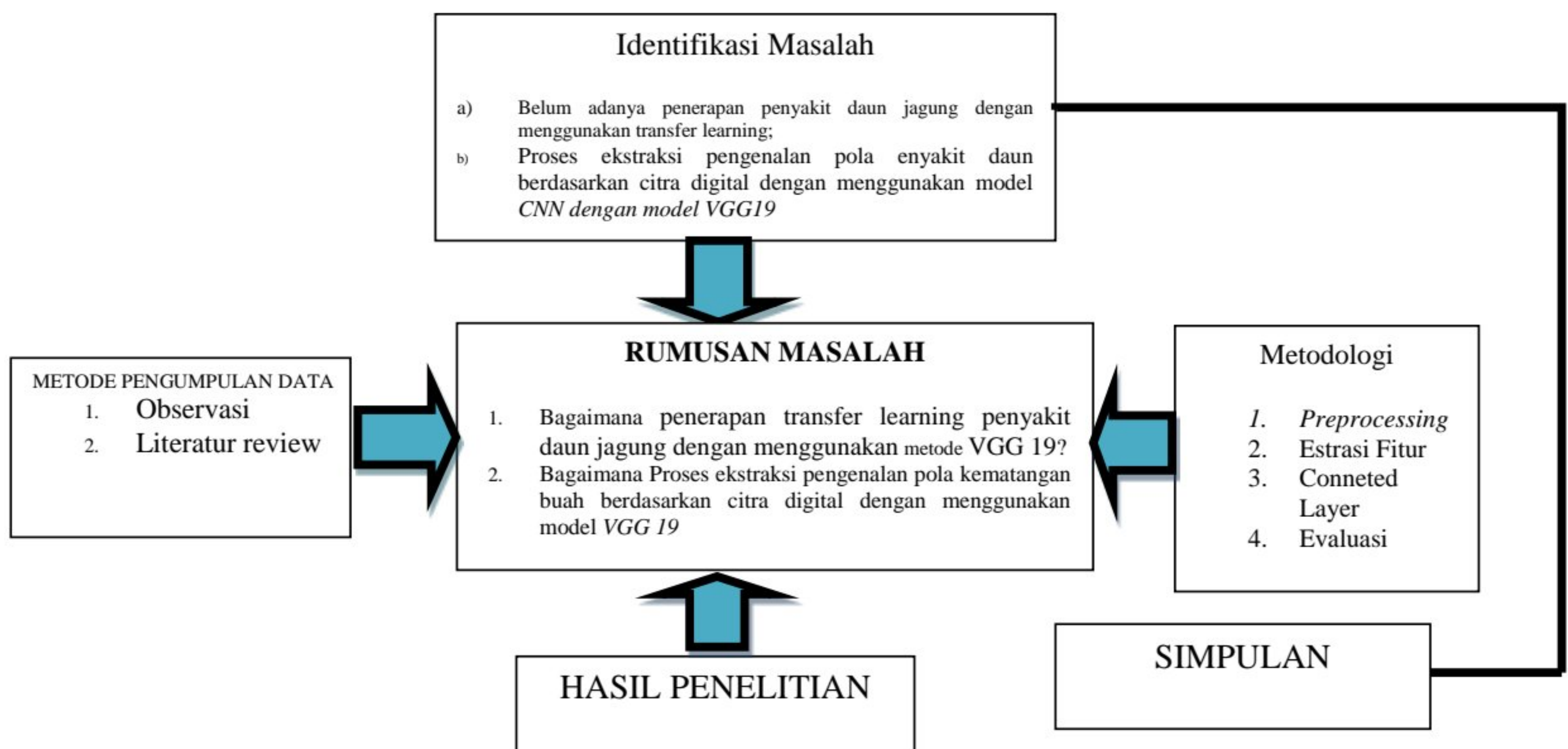


- Protected by PDF Anti-Copy Free**
- 4 Shelomita Puspa Implementasi Buah manggis (*Garcinia mangostana*
 Dara (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 Kinanti,dkk.2024 Transfer Learning (L) merupakan salah satu komoditas
 [20] untuk Identifikasi ekspor buah tropis dengan jumlah
 Kemata Buah permintaan yang tinggi. Buah
 Mangg Melalui manggis sebagai komoditas memiliki
 Pemros bar kelemahan yaitu laju pematangan
 yang cepat, sehingga dalam usaha
 meningkatkan mutu ekspor juga perlu
 memperhatikan tingkat kematangan
 agar buah tidak sampai dalam
 keadaan rusak. Salah satu alternatif
 yang dapat diterapkan untuk
 meningkatkan efisiensi proses
 pemilahan kualitas buah manggis
 adalah dengan otomatisasi berbasis
 gambar. Penelitian ini
 mengimplementasikan metode
transfer learning untuk
 mengidentifikasi tingkat kematangan
 buah manggis sebagai upaya
 meningkatkan efisiensi identifikasi.
 Implementasi model transfer learning
 tanpa adanya *fine-tuning* membuat
 model rentan mengalami *overfitting*.
 Penelitian ini menerapkan model
 VGG 19 dengan penyesuaian
 hyperparameter optimasi, learning
 rate, arsitektur dropout dan
 normalisasi batch. Model tersebut
 mampu mengurangi indikasi
 overfitting dan mengidentifikasi
 tingkat kematangan manggis secara
 baik dengan tingkat akurasi sebesar
 95,47%. Implementasi model secara
 sederhana telah menunjukkan
 performa yang baik dengan
 kecepatan identifikasi kematangan
 rata-rata 80 ms. Berdasarkan akurasi
 dan kecepatan identifikasinya, model
 dapat diterapkan untuk meningkatkan
 efisiensi proses pemilahan buah
 manggis.
-

2.3. Kerangka Berpikir

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Kerangka berpikir merupakan suatu diagram atau bagan yang menjelaskan secara garis besar logika berjalannya sebuah penelitian. Kerangka dibuat berdasarkan pertanyaan penelitian (*research question*), dan mempresentasikan suatu himpunan dari beberapa konsep serta hubungannya.



Gambar 2.11. Kerangka Berpikir

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Analisa Sistem.

3.1.1 Analisa Sistem yang menggunakan



Optimalisasi Model Jaringan Syaraf untuk Pengenalan penyakit jagung dengan Metode VGG 19 menggunakan bahasa pemograman Python, langkah pertama adalah mengimpor pustaka utama seperti TensorFlow/Keras untuk membangun model jaringan syaraf, serta kernel kecil, pooling dan pre net weigth untuk analisis data. Selanjutnya, dataset *image net* harus diunduh dan diproses untuk menyesuaikan format data menjadi gambar yang berhubungan dengan penyakit daun jagung(dengan preprocessing seperti normalisasi). Model arsitektur VGG 19 dibangun dengan arsitektur standar (dua lapisan konvolusi, dua lapisan pooling, dan dua lapisan *fully connected*), lalu dioptimasi menggunakan algoritma seperti Adam atau SGD. Setelah model selesai dilatih pada data *EMNIST*, arsitektur *VGG 19* yang dihasilkan diproses ke dalam format serupa untuk diuji pada model.

3.1.2 Alternatif Pemecahan Masalah

Alternatif Pemecahan masalah yang digunakan Dataset *net* merupakan kumpulan data yang dirancang khusus untuk pelatihan model pengenalan karakter, yang mencakup huruf dan angka. dataset *image net* dengan menggunakan model VGG19 dapat dilatih untuk mengenali berbagai variasi karakter yang menyerupai huruf dan angka

Protected by PDF Anti-Copy Free

pada *transfer learning*, membantu meningkatkan kemampuan
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

generalisasi model terhadap data yang beragam.

Dataset *image* PDF dipersiapkan terlebih dahulu sebelum digunakan untuk *training* model, dataset gambar yang akan diolah berjumlah 3973 data. Sebelum model diuji secara langsung gambar penyakit jagung di preprocessing menggunakan noise remover untuk menghapus noise kecil tanpa mengaburkan gambar. Dataset gambar *arsitektur VGG 19* digunakan untuk melakukan pengenalan setiap karakter pada *transfer learning* dengan tingkat akurasi yang tinggi

3.1.3 Metode Analisa

Metode penelitian yang digunakan penulis adalah metode akuisisi data, metode pelatihan (*training*), metode validasi dan metode *CNN* algoritma VGG 19. Pada tahap analisis, metode yang digunakan penulis adalah metode arsitektur VGG 19 karena terdiri dari beberapa lapisan inti yang dirancang untuk menangkap fitur spesial gambar, mengurangi dimensi data, dan menghasilkan prediksi untuk pengenalan penyakit jagung. Hasil konvolusi nanti diteruskan ke lapisan aktivasi non-linear (ReLU). Pooling yang digunakan adalah max pooling karna mengambil nilai maksimum dari area tertentu.

Metode analisis yang diterapkan memberikan evaluasi yang komprehensif terhadap kemampuan model, mencakup semua aspek penting seperti akurasi, kesalahan prediksi, dan kinerja dalam

Protected by PDF Anti-Copy Free

mengenali variasi data. Analisis ini juga mencakup identifikasi pola
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

kesalahan yang sering terjadi untuk memahami kelemahan model, serta memberikan an strategis mengenai parameter atau arsitektur yang dapat malkan. Evaluasi ini menjadi dasar penting untuk perbaikan lebih lanjut pada model dan meningkatkan keandalannya dalam aplikasi pengenalan penyakit jagung yang menggunakan arsitektur VGG 19, terutama dalam menghadapi dataset yang lebih kompleks dan beragam di masa mendatang.

3.2 Teknik Pemilihan Informan (sampel, sampling)

Teknik sampel adalah metode atau cara untuk memilih sebagian elemen dari populasi yang dijadikan representasi dalam penelitian. Pemilihan sampel yang baik memastikan bahwa hasil penelitian dapat digeneralisasi ke populasi.

Teknik sampling adalah proses memilih subset data dari populasi untuk digunakan dalam penelitian. Dalam konteks penelitian Anda, yang berfokus pada pengenalan penyakit daun jagung dengan menggunakan arsitektur VGG 19, pemilihan teknik sampling sangat penting untuk memastikan model dilatih dan dievaluasi dengan data yang representatif. Berikut penjelasan detail teknik sampling yang cocok.

Protected by PDF Anti-Copy Free

3.2.1 Teknik Pengumpulan data (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Metode Pengumpulan Data observasi dan literatur review yang menggunakan data PDF dalam penelitian ini adalah teks gambar penyakit daun jagung. Metode pengumpulan data meliputi :

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.applications import VGG19
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten, Dropout
from tensorflow.keras.models import Model
import matplotlib.pyplot as plt

# Load Pretrained VGG19 tanpa top
base_model = VGG19(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(224, 224, 3))

# Tambahkan layer custom
x = Flatten()(base_model.output)
x = Dense(128, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.5)(x)
output = Dense(4, activation='softmax')(x) # 4 kelas untuk
penyakit daun jagung

model = Model(inputs=base_model.input, outputs=output)

# Freeze layer pretrained
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False
# Compile model
model.compile(optimizer='adam',
loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
# Data Augmentation
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest')
```

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

```

val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

# Load data
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    'dataset/train',
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical'
)

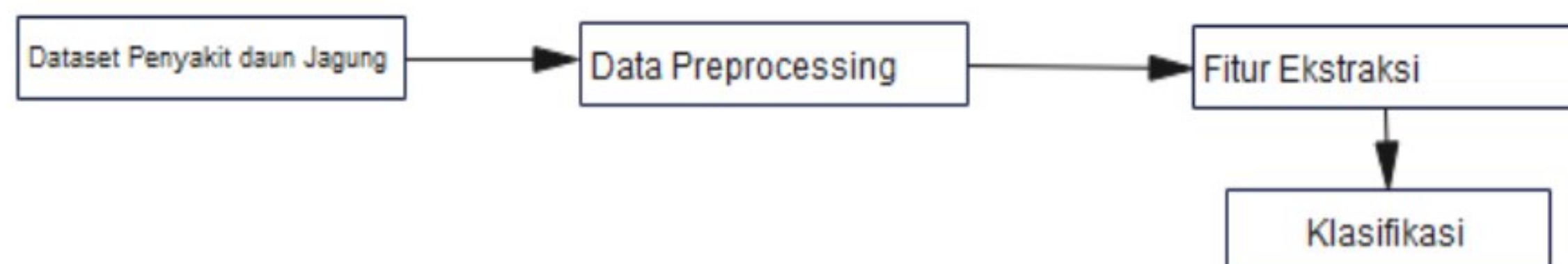
val_generator = val_datagen.flow_from_directory(
    'dataset/validation',
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical'
)

# Train model
history = model.fit(
    train_generator,
    epochs=10,
    validation_data=val_generator
)

# Plot hasil training
plt.plot(history.history['accuracy'], label='Train Accuracy')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Validation Accuracy')
plt.legend()
plt.show()

```

Pengolahan data pada penulisan ini yang menggunakan metode VGG 19 seperti gambar di bawah ini :



Gambar 3.1.Tahapan pada pengolahan data

Protected by PDF Anti-Copy Free

1. Persiapan Data (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Data yang digunakan adalah data penyakit daun jagung dengan ciri ciri tersendiri yang berhubungan dengan penyakit pada daun jagung. Data ini merupakan data mentah yang sudah berlabel. Kemudian data tersebut disimpan dalam format .csv untuk dapat diolah dalam proses berikutnya.

menyajikan data yang akan digunakan. Adapun fitur-fitur yang digunakan dalam menentukan tanaman jagung berpotensi penyakit pada tanaman adalah: perubahan warna pada daun jagung, perkembangan yang lambat pada setiap putik daun jagung, buah menjadi kerdil dan juga lambatnyanya batang jagung menjadi besar..

2. Preprocessing.

Preprocessing data merupakan salah satu tugas penambangan data yang paling banyak yang meliputi penyiapan dan transformasi data menjadi bentuk yang sesuai dengan prosedur penambangan. Tujuan *preprocessing* data untuk mengurangi ukuran data, menemukan hubungan antara data, normalisasi data, hapus outlier, dan ekstrak fitur untuk data.

Ini mencakup beberapa teknik seperti :

- 1) Data Cleaning merupakan langkah pertama teknik preprocessing data yang digunakan untuk menemukan nilai yang hilang, data noise yang halus, mengenali outlier dan benar tidak konsisten. Data kotor ini akan berpengaruh pada miming prosedur dan menyebabkan keluaran yang tidak dapat diandalkan dan buruk.

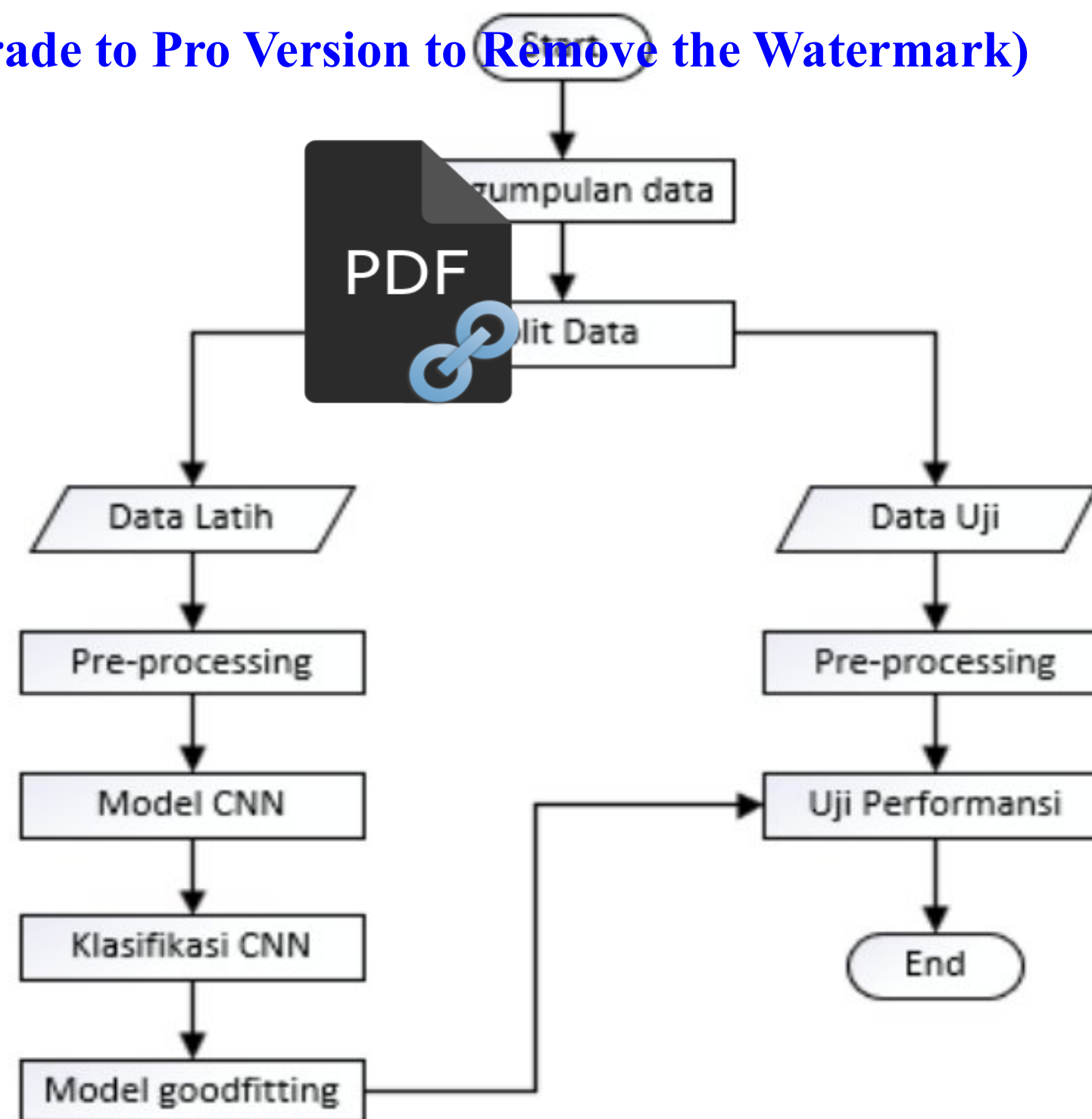
Protected by PDF Anti-Copy Free

- 2) *Data Integration* merupakan teknik yang bekerja dengan menggabungkan data dari multi dan berbagai sumber data menjadi penyimpanan data sistem.
- 3) *Data Transformation* adalah teknik pengubah data menjadi bentuk yang cocok untuk diproses, seperti halnya menyesuaikan data nilai ke dalam rentang tertentu seperti antara 0-1, ini berguna untuk teknik seperti klasifikasi

3.2.2 Alur Kerja Sistem

Alur kerja sistem berawal dari proses pengumpulan data yaitu pengambilan dataset, kemudian dilakukan *split data* (pembagian data) antara *data train* dan *data test*. *Data train* berjumlah 2753 citra digital, data validasi 393 dan data test berjumlah 787 citra digital yang terdapat 5 kelasnya. Kemudian dilakukan proses *resize* untuk pelatihan CNN. Setelah model mencapai *goodfitting*, maka dilakukan pengujian dengan menggunakan data *testing* yang dilanjutkan dengan melakukan evaluasi model dengan menggunakan uji performansi.

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



Gambar 3.2. Alur Kerja Sistem

1. *Pre-processing*

Sebelum melatih model CNN, kami melakukan pra-pemrosesan data untuk memastikan konsistensi dan kualitas dataset. Adapun tahapan-tahapan pre-processing yang dilakukan adalah *grayscale*, *thresholding*, segmentasi, dan *resize*.

2. *Convolution layer*

Proses konvolusi memanfaatkan apa yang disebut sebagai filter. Seperti layaknya gambar, filter memiliki ukuran tinggi, lebar, dan tebal tertentu. Filter ini diinisialisasi dengan nilai tertentu, dan nilai dari filter inilah yang menjadi parameter yang akan di-update dalam proses *learning*. *Convolution layer* adalah hasil dari perkalian dari filter dan citra yang diinputkan.

Protected by PDF Anti-Copy Free

3. *Subsampling/ Pooling Layer* (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pooling atau *subsampling layer* sering secara langsung mengikuti lapisan konvolusi pada CNN. Perannya untuk *downsampling output* dari lapisan konvolusi sepanjang dimensi tinggi dan lebar. Citra akan dibagi menjadi beberapa bagian sesuai dengan ukuran *layer* yang telah ditentukan. Metode yang digunakan pada *subsampling layer* adalah *pooling max*, yaitu dengan memilih nilai terbesar pada matriks citra.

4. *ReLU (Rectified Linear Unit)*

ReLU atau *rectified linear unit* merupakan salah satu dari fungsi aktivasi. Fungsi dari ReLU yaitu untuk menghilangkan nilai negatif pada citra. Cara kerja fungsi aktivasi ReLU ini yaitu dengan mengganti nilai negatif pada citra atau *feature maps* dengan nilai 0.

5. Arsitektur VGG 19.

Komponen utama arsitektur VGG-19 adalah:

- a. **Lapisan Konvolusional** : Filter 3x3 dengan langkah 1 dan bantalan 1 untuk mempertahankan resolusi spasial.
- b. **Fungsi Aktivasi** : ReLU (Rectified Linear Unit) diterapkan setelah setiap lapisan konvolusional untuk memperkenalkan non-linearitas.
- c. **Lapisan Pengumpulan** : Pengumpulan maksimal dengan filter 2x2 dan langkah 2 untuk mengurangi dimensi spasial.
- d. **Lapisan yang Terhubung Sepenuhnya** : Tiga lapisan yang terhubung sepenuhnya di ujung jaringan untuk klasifikasi.
- e. **Lapisan Softmax** : Lapisan terakhir untuk mengeluarkan probabilitas kelas

Protected by PDF Anti-Copy Free

6. Klasifikasi Fitur (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pada tahap ini terdapat 1 layer yaitu *fully connected layer* dan fungsi aktivasi yang digunakan yaitu softmax. Berikut ini adalah penjelasan dari layer dan fungsi aktivasi pada tahap klasifikasi fitur:

a. Flatten

Flatten adalah proses membentuk ulang fitur (reshape feature map) menjadi sebuah vector agar bisa digunakan sebagai input dari *fully connected layer*.

b. Fully-Connected Layer

Layer tersebut adalah *layer* yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap neuron pada *convolution layer* perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah *fully-connected layer*. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversibel, *fully-connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan.

c. Softmax Activation

Softmax adalah fungsi yang mengambil sebagai input vektor dari bilangan real dari K , dan menormalisasi menjadi distribusi probabilitas yang terdiri dari probabilitas K . Sebelum menerapkan softmax, beberapa komponen vektor bisa negatif, atau lebih besar dari satu; dan mungkin tidak berjumlah 1, tetapi setelah menerapkan softmax, setiap komponen akan berada dalam interval $(0 - 1)$, dan komponen akan bertambah hingga 1, sehingga mereka

Protected by PDF Anti-Copy Free

dapat diartikan sebagai probabilitas. Selanjutnya, komponen input yang lebih
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

besar sesuai dengan probabilitas yang lebih besar. *Softmax* sering digunakan dalam *neural network*, *Softmax* digunakan untuk menentukan output yang sesuai.



d. Evaluasi Model

Melakukan evaluasi model dengan menghitung berapa besar akurasi yang dihasilkan

3.2 Tempat dan Waktu Penelitian

1. Tempat Penelitian

Lokasi penelitian mengambil data secara online karena semua data yang berhubungan dengan penelitian ini melalui jaringan internet sebagai tempat penelitian karena lokasinya yang mudah dijangkau juga memperoleh informasi dan data-data yang sesuai, menjawab persoalan dan fenomena yang terjadi sesuai dengan rumusan masalah yang diajukan.

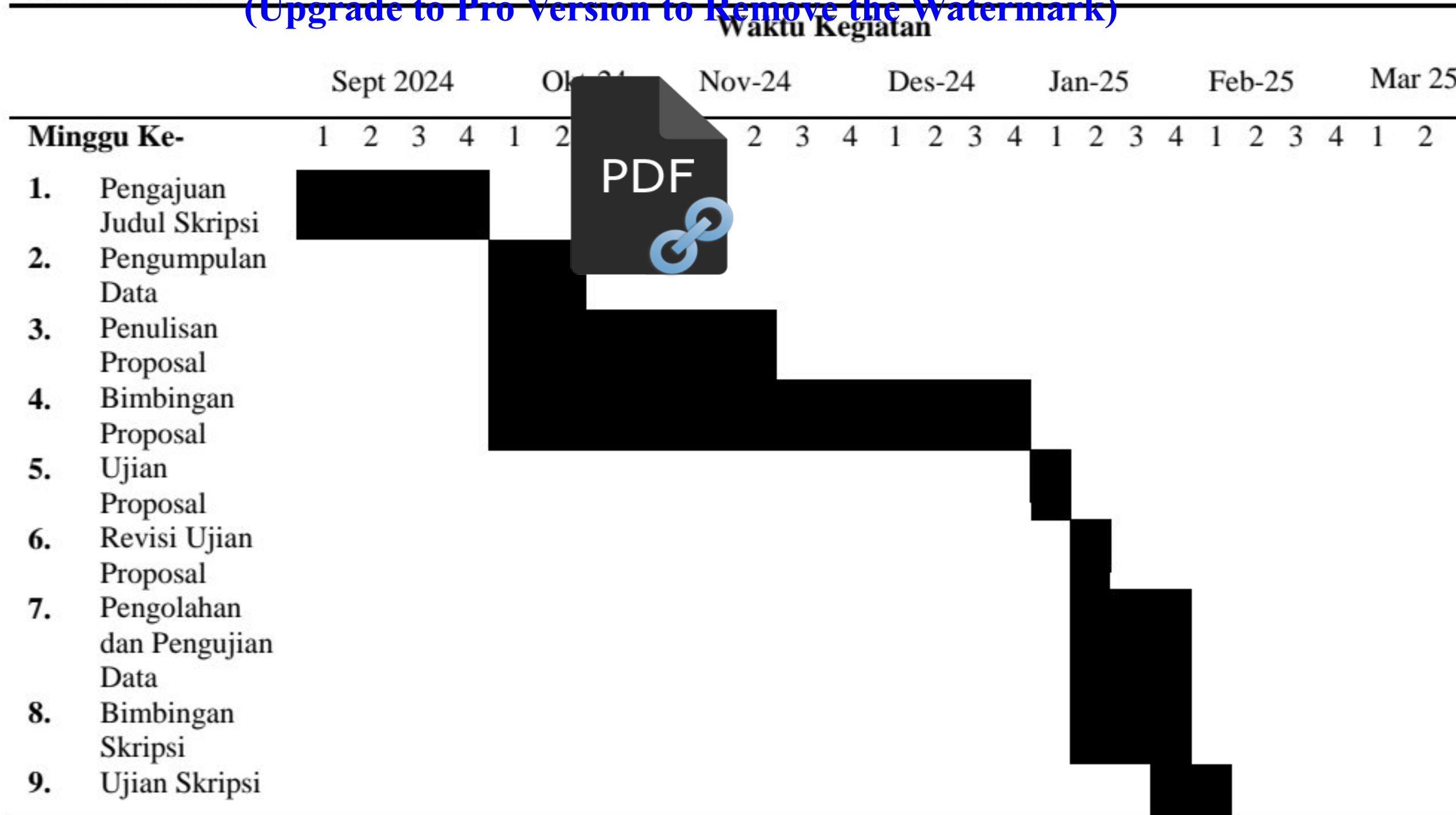
2. Waktu Penelitian

Waktu penelitian dilakukan selama kurang lebih 5 bulan mulai dari bulan September 2024 sampai dengan bulan Januari 2025, tabel waktu penelitian dapat dilihat pada tabel.

Protected by PDF Anti-Copy Free

Tabel 3.1. Waktu Penelitian

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



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

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 HASIL PENELITIAN

4.1.1 Persiapan distribusi data



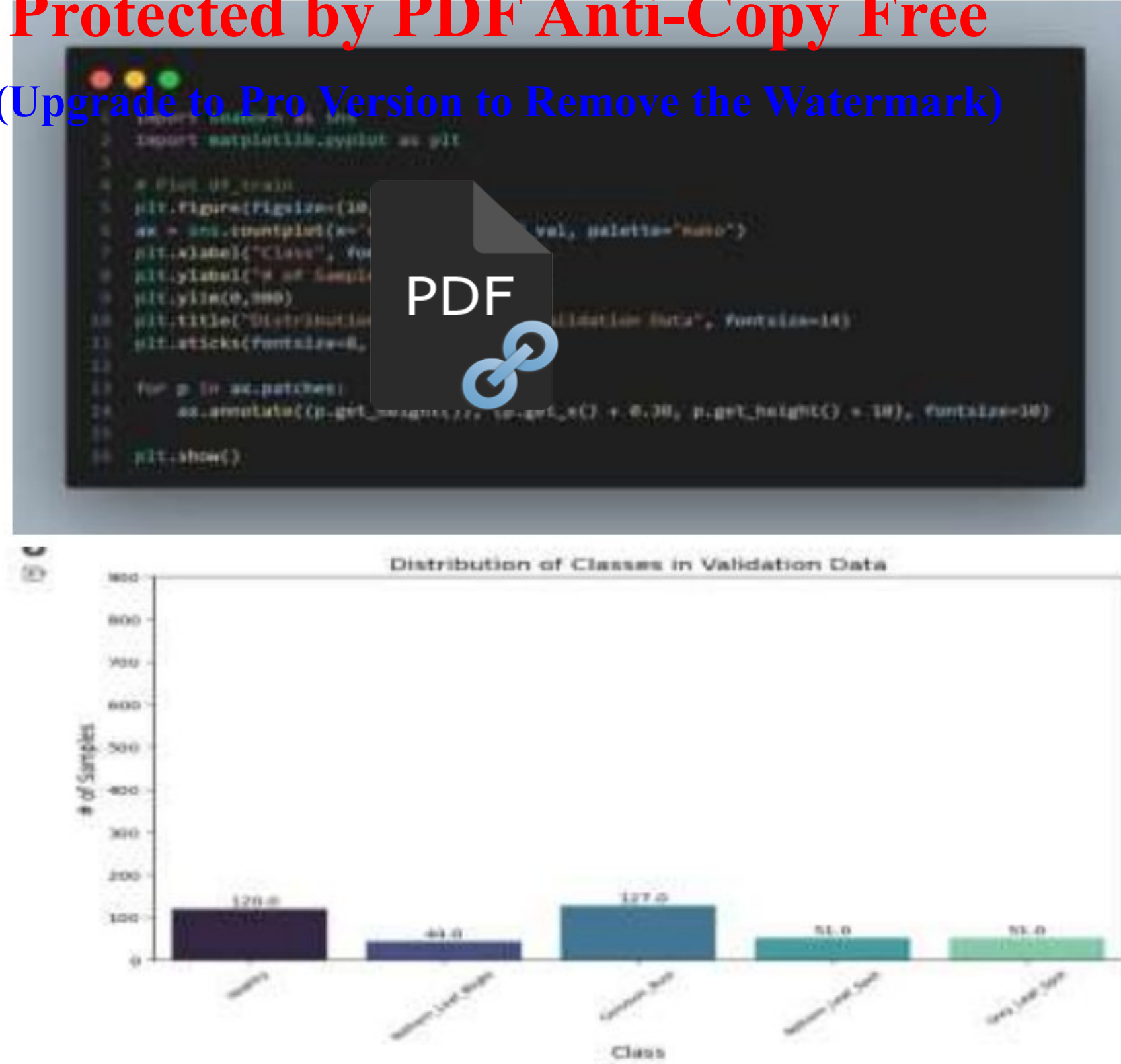
Dataset terdiri dari 5 kelas utama berdasarkan kelompok penyakit daun jagung, yaitu: ['Common_Rust', 'Grey_Leaf_Spot', 'Healthy', 'Nothorn_Leaf_Blight', 'Nothorn_Leaf_Spot']. Gambar 4.1, 4.2, dan 4.3 menyajikan sebaran data dari masing-masing kelas.

```
1 import seaborn as sns
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 # Plot of train
5 plt.figure(figsize=(10, 6))
6 ax = sns.countplot(x='class', data=df_train, palette='mako')
7 plt.xlabel("Class", fontsize=12)
8 plt.ylabel("# of Samples", fontsize=12)
9 plt.ylim(0, 900)
10 plt.title("Distribution of Classes in Training Data", fontsize=14)
11 plt.xticks(fontsize=8, rotation=45)
12
13 for p in ax.patches:
14     ax.annotate((p.get_height()), (p.get_x() + 0.30, p.get_height() + 20), fontsize=10)
15
16 plt.show()
```



Gambar 4.1 Shortcuts Code dan Distribusi data training

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



Gambar 4.2 Shortcuts Code dan Distribusi dataValidasi



Gambar 4.3 Shortcuts Code dan Distribusi dataTest

Protected by PDF Anti-Copy Free

4.1.2 Preprocessing (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Untuk meningkatkan ketajaman gambar, diperlukan proses enhancement dengan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Gambar 4.4 menyajikan hasil dari proses CLAHE.



Gambar 4.4 Proses CLAHE

4.1.3 Ekstraksi fitur dengan arsitektur *MobileNetV2* dan *fully connected layer*

```
Model: "model"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3)]	0
vgg19 (Functional)	(None, 7, 7, 512)	20024384
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 7, 7, 512)	2048
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 512)	0
dense (Dense)	(None, 128)	65664
output_layer (Dense)	(None, 5)	645

```

Total params: 20,092,741
Trainable params: 67,333
Non-trainable params: 20,025,408

```

Gambar 4.5 Model Summary

Protected by PDF Anti-Copy Free

Gambar 4.5 menyajikan model summary klasifikasi penyakit daun
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

jagung menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berbasis VGG19. Model ini dimulai dengan lapisan input yang menerima citra berukuran 224x224 piksel dengan tiga saluran warna (RGB). VGG19, sebagai backbone dari model ini, memiliki 16 lapisan konvolusi yang menghasilkan representasi fitur yang kuat dari citra, mengubahnya menjadi tensor dengan ukuran (7, 7, 512) setelah melalui beberapa lapisan konvolusi dan normalisasi batch.

Setelah ekstraksi fitur, model ini menerapkan global average pooling untuk merangkum informasi dari fitur yang diekstrak menjadi vektor berdimensi lebih rendah (512 dimensi). Kemudian, dua lapisan dense ditambahkan: satu dengan 128 neuron dan satu lagi sebagai lapisan output yang memiliki 5 neuron, masing-masing mewakili kelas penyakit yang berbeda. Model ini dilatih menggunakan fungsi loss `categorical_crossentropy` dan optimizer Adam untuk memaksimalkan akurasi klasifikasi.

Dengan total parameter sebanyak 20.092.741, di mana hanya 67.333 parameter yang dapat dilatih, model ini menunjukkan efisiensi dalam pembelajaran. Evaluasi awal menunjukkan akurasi pelatihan sebesar 90% dan akurasi validasi sebesar 88%, sementara akurasi pengujian mencapai 87%. Analisis lebih lanjut dilakukan menggunakan confusion matrix untuk memahami distribusi prediksi antara kelas-kelas penyakit daun jagung, memberikan wawasan tentang performa model dalam klasifikasi.

Protected by PDF Anti-Copy Free

4.1.4 Pelatihan sistem

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

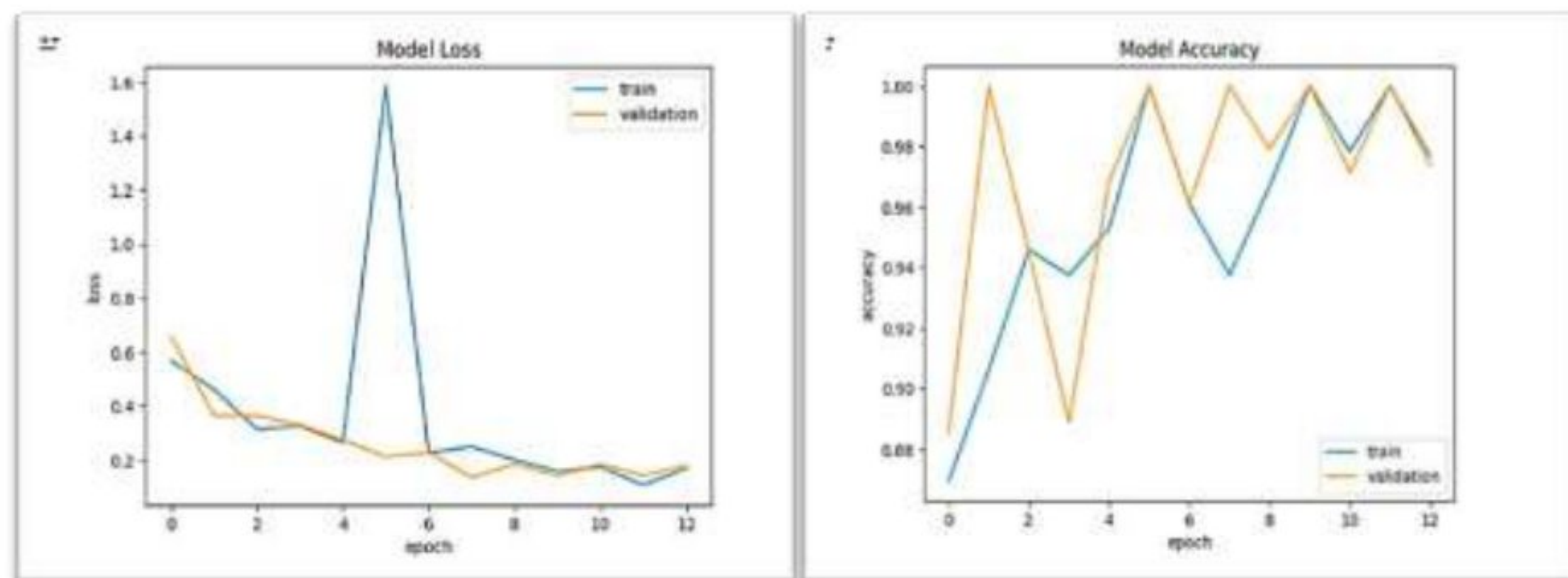
Hyperparameter memungkinkan untuk melakukan konfigurasi variabel eksternal yang digunakan untuk mengelola pelatihan model *Deep Learning*.

Tabel 4.1 menyajikan konfigurasi hyperparameter yang digunakan.

Tabel 4.1 Konfigurasi hyperparameter

No	Hyperparameter	Value
1	Batch size	32
2	Learning rate	0.001
3	Epoch	50
4	Optimizer	Adam

4.1.5 Hasil pelatihan model



Gambar 4.6 Grafik loss dan accuracy

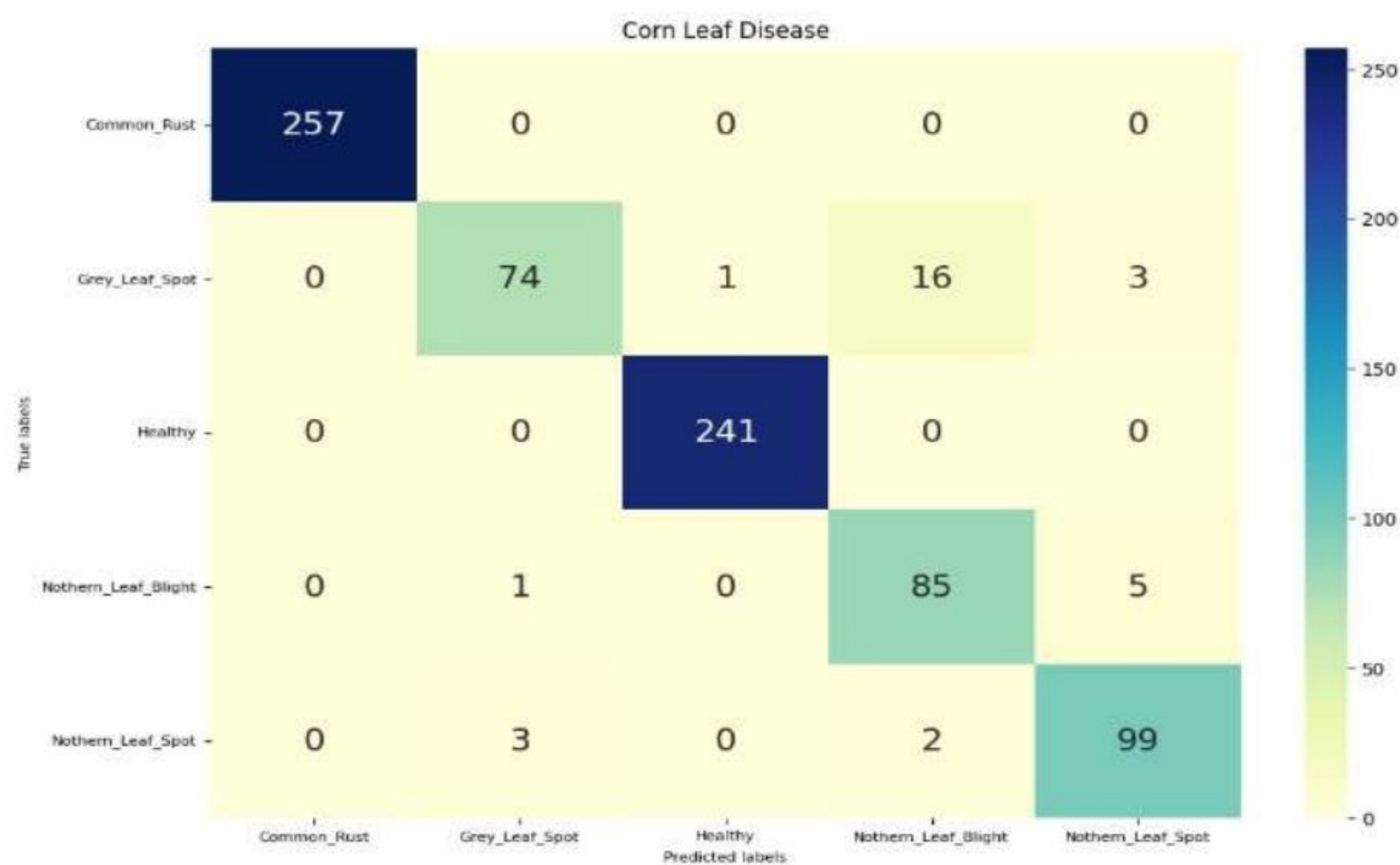
Gambar 4.6 menyajikan data tentang grafik loss dan accuracy. Terlihat jelas bahwa model berjalan dengan baik yang menunjukkan model tidak terjadi overfitting.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.1.6 Evaluasi model

Evaluasi model adalah untuk melihat seberapa bagus model dalam mengidentifikasi setiap kelas yang ada. Evaluasi model ini meliputi confusion matrix, dan classification report.



Gambar 4.7 Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
Common_Rust	1.0000	1.0000	1.0000	257
Grey_Leaf_Spot	0.9487	0.7872	0.8605	94
Healthy	0.9959	1.0000	0.9979	241
Nothern_Leaf_Blight	0.8252	0.9341	0.8763	91
Nothern_Leaf_Spot	0.9252	0.9519	0.9384	104
accuracy			0.9606	787
macro avg	0.9390	0.9346	0.9346	787
weighted avg	0.9625	0.9606	0.9603	787

Gambar 4.8 Classification Report

Protected by PDF Anti-Copy Free

Confusion Matrix (CM) yang diberikan menunjukkan kinerja model (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)


klasifikasi penyakit daun jagung terhadap lima kelas yang berbeda: Common Rust, Grey Leaf Spot, Healthy, Northern Leaf Blight, dan Northern Leaf Spot (gambar 4.7). Setiap elemen matriks ini merepresentasikan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk masing-masing kelas, memberikan wawasan mendalam tentang efektivitas model dalam mengidentifikasi kondisi kesehatan tanaman jagung.

Dari matriks, dapat dilihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan 257 gambar sebagai Common Rust tanpa kesalahan, menandakan akurasi tinggi dalam mendeteksi penyakit ini. Namun, untuk kelas Grey Leaf Spot, terdapat 74 gambar yang benar-benar teridentifikasi, tetapi ada 16 gambar yang salah diprediksi sebagai *Northern Leaf Blight* dan 1 gambar diprediksi sebagai *Healthy* serta 3 gambar di prediksi menjadi *Northern Leaf spot*. Ini menunjukkan bahwa model mungkin perlu ditingkatkan untuk meningkatkan akurasi dalam membedakan antara penyakit yang memiliki gejala serupa.

Kelas Healthy menunjukkan performa terbaik dengan 241 prediksi benar dan tidak ada kesalahan, menunjukkan bahwa model sangat handal dalam mengidentifikasi daun jagung yang sehat. Sebaliknya, untuk kelas Northern Leaf Blight, terdapat beberapa kesalahan dengan 5 gambar yang salah diprediksi sebagai Grey Leaf Spot dan 1 gambar sebagai Grey Leaf Spot. Ini menunjukkan bahwa model mungkin perlu ditingkatkan untuk meningkatkan akurasi dalam membedakan antara penyakit ini.

Protected by PDF Anti-Copy Free

Secara keseluruhan, confusion matrix ini memberikan gambaran jelas
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

tentang kekuatan dan kelemahan model klasifikasi. Dengan total 31 prediksi yang salah di antara sen , analisis lebih lanjut diperlukan untuk memperbaiki kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas-kelas yang lebih sulit dibedakan. Upaya ini dapat melibatkan pengumpulan lebih banyak data pelatihan atau penerapan teknik augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali variasi visual dari setiap penyakit.

Gambar 4.8 menyajikan classification report dari model yang dibangun. Hasil klasifikasi yang diberikan menunjukkan kinerja model dalam mengidentifikasi lima kelas penyakit daun jagung, dengan metrik evaluasi yang mencakup precision, recall, dan f1-score. Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang komprehensif tentang efektivitas model dalam klasifikasi dan membantu memahami bagaimana model berperforma di setiap kelas.

Untuk kelas Common Rust, model menunjukkan hasil yang sangat baik dengan precision, recall, dan f1-score semuanya mencapai 1.0000. Ini berarti bahwa semua prediksi untuk kelas ini benar, tanpa adanya kesalahan. Dengan 257 contoh dalam kelas ini, model berhasil mengenali semua gambar dengan sempurna, menunjukkan bahwa deteksi penyakit ini sangat handal.

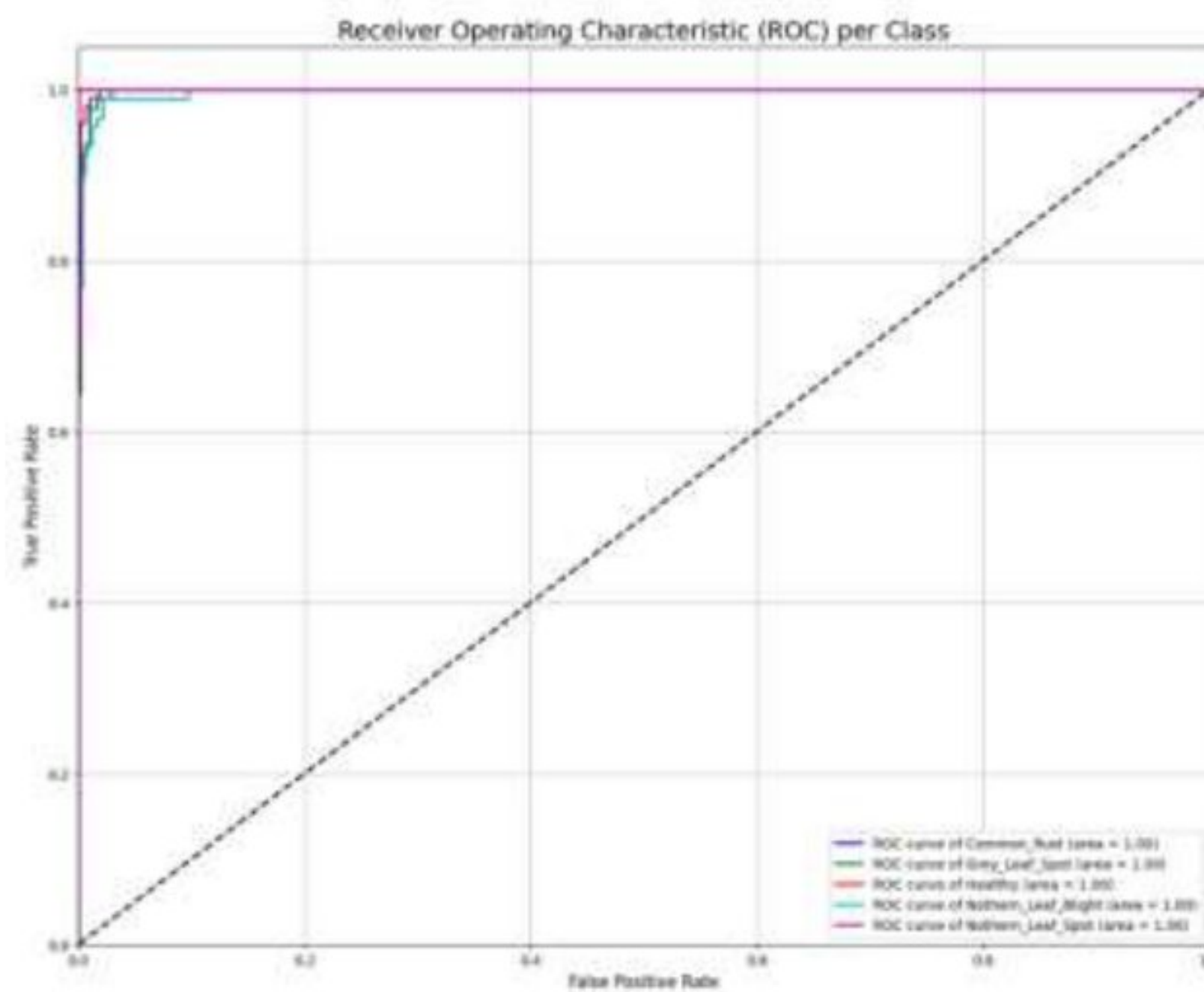
Kelas Grey Leaf Spot memiliki precision sebesar 0.9487 dan recall sebesar 0.7872, menghasilkan f1-score 0.8605. Meskipun tidak seideal kelas sebelumnya, hasil ini masih menunjukkan performa yang kuat dengan sebagian besar prediksi yang benar. Sementara itu, untuk kelas Northern Leaf Blight,

Protected by PDF Anti-Copy Free

precision adalah 0.8252 dan recall 0.9341, menghasilkan f1-score 0.8763. Ini (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

menunjukkan bahwa meskipun ada beberapa kesalahan dalam klasifikasi, model tetap efektif dalam m PDF i penyakit ini.

Kelas Healthy juga menunjukkan hasil yang baik dengan precision, recall, dan f1-score masing-masing 0.9979 untuk 241 gambar yang sehat. Kelas Northern Leaf Spot memiliki hasil yang baik dengan precision 0.9252 dan recall 0.9519, menghasilkan f1-score 0.9384. Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 96.06%, dengan rata-rata makro dan rata-rata tertimbang masing-masing adalah 93.46% dan 96.03%. Hasil ini menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun jagung dan dapat diandalkan untuk aplikasi praktis dalam pertanian.



Gambar 4.9 Kurva RoC

Gambar 4.9 menyajikan grafik RoC untuk model yang telah dibangun. Grafik di atas menunjukkan *Receiver Operating Characteristic* (ROC)

Protected by PDF Anti-Copy Free

untuk model klasifikasi multi-kelas yang telah dibangun. ROC adalah alat analisis (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

yang digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model klasifikasi dalam membedakan antara kelas-kelas yang ada. Pada grafik ini, kurva ROC untuk setiap kelas ditampilkan dengan warna yang berbeda, dan area di bawah kurva (AUC) dicantumkan di legenda. AUC merupakan metrik penting yang menunjukkan seberapa baik model dapat membedakan satu kelas dari yang lain; nilai AUC mendekati 1 menunjukkan performa yang sangat baik.

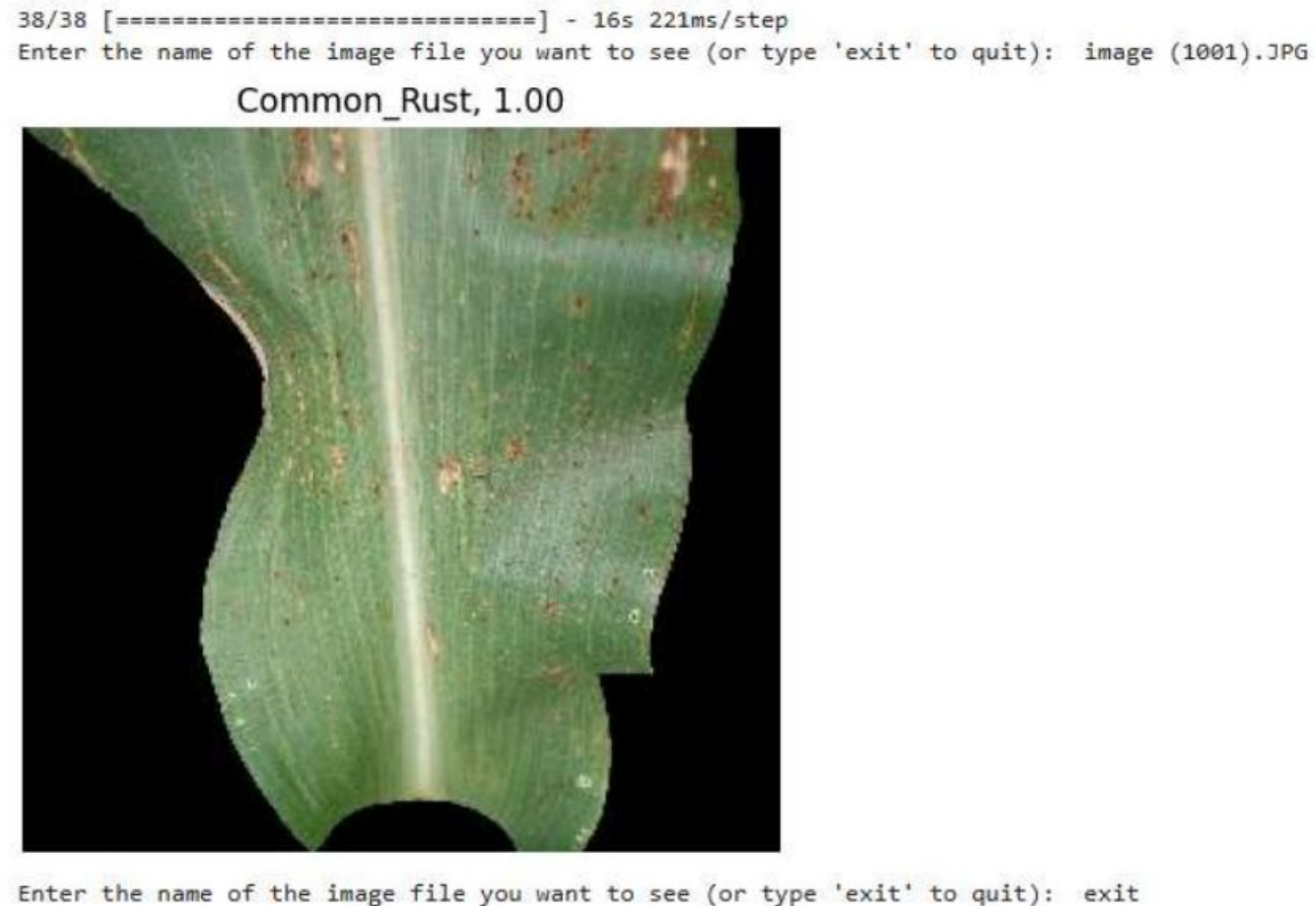
Sumbu X pada grafik mewakili tingkat *False Positive Rate* (FPR), yang merupakan rasio prediksi salah positif dibandingkan dengan total kasus negatif. Sumbu Y menunjukkan *True Positive Rate* (TPR), yaitu rasio prediksi benar positif terhadap total kasus positif. Idealnya, model yang baik memiliki kurva ROC yang mendekati sudut kiri atas grafik, yang menunjukkan tingkat TPR yang tinggi dan FPR yang rendah.

Dalam grafik ini, semua kurva ROC memiliki AUC sebesar 1,00, yang berarti model memiliki kemampuan sempurna dalam membedakan kelas-kelas yang ada, termasuk "Common_Rust," "Grey_Leaf_Spot," "Healthy," "Northern_Leaf_Blight," dan "Northern_Leaf_Spot." Hal ini menunjukkan bahwa model tidak melakukan kesalahan klasifikasi untuk data uji yang digunakan.

Protected by PDF Anti-Copy Free

4.1.7 Pengujian dengan input data (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pengujian dengan input data dimaksudkan untuk menguji model yang telah dibangun. Gambar 4.10 menunjukkan hasil pengujian dari proses input data pada model.



Gambar 4.10 Pengujian Model

4.2 Pembahasan

Hasil klasifikasi penyakit daun jagung yang diperoleh dari model berbasis VGG19 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi berbagai kondisi kesehatan tanaman. Dengan akurasi keseluruhan mencapai 97.96%, model ini berhasil membedakan antara lima kelas penyakit, yaitu Common Rust, Grey Leaf Spot, Healthy, Northern Leaf Blight, dan Northern Leaf Spot. Angka ini mencerminkan efektivitas model dalam mengenali pola

Protected by PDF Anti-Copy Free

visual yang khas dari masing-masing penyakit, yang sangat penting untuk pengelolaan tanaman secara efektif.

Analisis lebih mendalam terhadap setiap kelas menunjukkan bahwa kelas Common Rust memiliki klasifikasi yang sempurna, dengan precision, recall, dan f1-score semuanya mencapai 1.0000. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali semua gambar dalam kategori tersebut tanpa kesalahan. Keberhasilan ini dapat diatributkan pada karakteristik visual yang jelas dan berbeda dari penyakit ini, yang membuatnya lebih mudah dikenali oleh model.

Di sisi lain, kelas Healty, Grey Leaf Spot dan Northern Leaf Blight menunjukkan hasil yang sedikit lebih rendah tetapi masih sangat memuaskan. Precision untuk Healty adalah 0.9959 dan recall 10000 untuk Grey Leaf Spot adalah 0.9487 dan recall 0.7872, sedangkan Northern Leaf Blight memiliki precision 0.8252 dan recall 0.9341. Meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, hasil ini menunjukkan bahwa model masih cukup efektif dalam mendeteksi kedua penyakit tersebut. Ini juga menandakan bahwa ada kemungkinan tumpang tindih dalam gejala visual antara kedua penyakit ini, yang mungkin menyebabkan kebingungan bagi model.

Kelas Northern Leaf Spot menunjukkan performa baik dengan precision 0.9252 dan recall 0.9519, menghasilkan f1-score 0.9384. Meskipun hasilnya baik, ada beberapa kesalahan klasifikasi yang perlu dianalisis lebih lanjut. Kesalahan ini bisa disebabkan oleh variasi dalam penampilan daun yang terinfeksi atau kurangnya data pelatihan untuk kondisi tertentu dari penyakit ini.

Protected by PDF Anti-Copy Free

Oleh karena itu, pengumpulan data tambahan dan augmentasi citra dapat menjadi
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

langkah penting untuk meningkatkan kinerja model di masa depan.

Hasil klasifikasi memiliki implikasi signifikan bagi praktik pertanian modern. Dengan kemampuan untuk mendeteksi penyakit secara akurat dan cepat, petani dapat mengambil tindakan preventif lebih awal untuk mengurangi kerugian hasil panen. Model ini dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile atau perangkat lunak berbasis web yang memungkinkan petani untuk memeriksa kesehatan tanaman mereka secara mandiri dengan menggunakan gambar daun jagung.

Untuk meningkatkan kinerja model lebih lanjut, disarankan agar dilakukan evaluasi berkelanjutan terhadap dataset pelatihan dan pengujian. Penambahan lebih banyak data dari kondisi lapangan yang bervariasi dapat membantu model belajar dari variasi visual yang lebih luas dan meningkatkan akurasi klasifikasi pada kelas-kelas yang lebih sulit dibedakan. Selain itu, eksplorasi arsitektur model lain atau teknik transfer learning dapat memberikan wawasan baru dan potensi peningkatan kinerja di masa depan.

Dengan demikian, hasil klasifikasi ini tidak hanya menunjukkan keberhasilan model dalam mendeteksi penyakit daun jagung tetapi juga membuka jalan bagi penelitian lebih lanjut dan pengembangan solusi berbasis teknologi dalam pertanian berkelanjutan.

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

KESIMPULAN DAN SARAN



5.1. KESIMPULAN

Hasil klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan model berbasis VGG19 menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi mencapai 96.06%. Model ini berhasil mengidentifikasi lima kelas penyakit dengan tingkat precision, recall, dan f1-score yang tinggi, terutama untuk kelas Common Rust dan Healthy yang memiliki hasil sempurna. Meskipun ada tantangan dalam membedakan beberapa penyakit yang memiliki gejala serupa, secara keseluruhan, model ini menunjukkan potensi besar dalam mendukung pengelolaan kesehatan tanaman jagung secara efektif.

5.2. SARAN

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar dilakukan pengumpulan data tambahan dengan variasi lebih luas dari kondisi lapangan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali penyakit yang lebih kompleks. Penelitian dapat difokuskan pada penerapan teknik augmentasi citra dan eksplorasi arsitektur model lain, seperti ResNet atau EfficientNet, untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, integrasi model ini ke dalam aplikasi berbasis mobile dapat memberikan manfaat praktis bagi petani dalam mendeteksi penyakit secara real-time, sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat dan efisien dalam pengelolaan tanaman.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- [1] M. R. Wathani, N. Hidayati, U. Islam, K. Muhammad, and A. Al, “Analisis Perbandingan Fungsi Aktifitas CNN Pada Pengelompokan Jenis Beras Berdasarkan Mutu Beras,” *MANA J. Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 4, no. 2, pp. 144–153, 2021.
- [2] M. A. Hanin, R. Patmasari, N. Fuâ, and others, “Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *eProceedings Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 273–281, 2021.
- [3] C. D. Marnelius, K. Usman, N. Kumalasari, and C. Pratiwi, “Klasifikasi Jenis Beras Berbasis Citra Dengan Menggunakan Deep Learning,” in *e-Proceeding of Engineering*, 2023, pp. 4211–4216.
- [4] I. P. W. Merta, I. M. G. Sunarya, and I. K. R. Arthana, “Handgesture To Text Dengan Metode Artificial Intelligence KNN (K-Nearest Neighbour),” *KARMAPATI (Kumpulan Artik. Mhs. Pendidik. Tek. Inform.)*, vol. 4, no. 1, pp. 18–27, 2015.
- [5] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia,” *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [6] M. A. Akbar, “Jurnal Coding Sistem Komputer Untan,” *J. Coding Sist. Komput. Untan*, vol. 04, no. 2, pp. 184–194, 2016.
- [7] D. A. Budi, “Perancangan Sistem Login pada Aplikasi Berbasis GUI Menggunakan Qt designer Python,” *J. SIMADA (Sistem Inf. dan Manaj. Basis Data)*, vol. 4, no. 2, pp. 92–100, 2021, doi: 10.30873/simada.v4i2.2961.
- [8] A. Purno and W. Wibowo, “Implementasi Teknik Computer Vision Dengan Metode Colored Markers Trajectory Secara Real Time,” *J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 45–48, 2016.
- [9] S. R. Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101,” *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016.
- [10] C. N. Ihsan, “Klasifikasi Data Radar Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 2, p. 115, 2021, doi: 10.25273/doubleclick.v4i2.8188.
- [11] J. Xu, Y. Zhang, and D. Miao, “Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 507, pp. 772–794, 2020, doi: 10.1016/j.ins.2019.06.064.
- [12] H. Rahman, R. S. D’Cruze, M. U. Ahmed, R. Sohlberg, T. Sakao, and P. Funk, “Artificial Intelligence-Based Life Cycle Engineering in Industrial Production: A Systematic Literature Review,” *IEEE Access*, vol. 10, no. December, pp. 133001–133015, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3230637.

- [13] D. De Silva and D. Atanasiou, "Artificial intelligence life cycle: From conception to production," *Patterns*, vol. 3, no. 6, 2022, doi: 10.1016/j.patter.2022.100489.
- [14] R. A. Pengestu, B. Rahmad, and F. T. Anggraeni, "Implementasi algoritma CNN untuk klasifikasi citra dan perhitungan luas," *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 166–171, 2022.
- [15] F. N. Cahya, N. Hardi, D. S. Hadiyanti, and S. Hadiyanti, "Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 3, p. 618, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i3.1248.
- [16] Ulfah Nur Oktaviana, Ricky Hendrawan, Alfian Dwi Khoirul Annas, and Galih Wasis Wicaksono, "Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1216–1222, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3607.
- [17] Y. Rizki, R. Medikawati Taufiq, H. Mukhtar, and D. Putri, "Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN," *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 2, pp. 215–225, 2021, doi: 10.25299/itjrd.2021.vol5(2).5831.
- [18] A. Tiara Sari and E. Haryatmi, "Penerapan Convolutional Neural Network Deep Learning dalam Pendeteksian Citra Biji Jagung Kering," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 265–271, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3040.
- [19] Luban Abdi Susanto, dkk. 2023. Klasifikasi Citra Lesi Kulit Serupa Virus Monkeypox Menggunakan VGG-19 Convolutional Neural Network. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesiap-ISSN 2502-5724e-ISSN 2541-5735*
- [20] Indina Isyfi Annie Widyan, dkk 2024. Implementasi Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Visual Geometry Group-19 (Vgg-19) untuk Klasifikasi Citra Buah Salak (Studi Kasus : Klasifikasi Citra Buah Salak Asal DI Yogyakarta). UIN Yogyakarta.
- [21] Muhammad Salim, dkk. 2023. Penerapan model Arsitektur VGG19 dalam klasifikasi penyakit ayam

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

LAMPIRAN.2

LEMBAR PENGESAHAN JUDUL SKRIPSI

YAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN

Jalan Sembrat Beruk 11/11, Neoharto RT.11.11, Lubuklinggau Kota, Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

**Formulir Pengajuan Judul Skripsi
Program Studi Informatika**

Nama : Setiyo Adi Wibowo
NIM : 2102020163
Alamat : Lingkungan II Rt.008 Kel. Pasar Muara Beliti Kec. Muara Beliti
No.Hp : +62 823-2342-2918

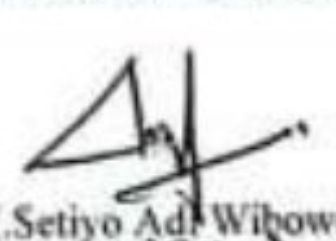
Rumusan Masalah 1 : Bagaimana Penerapan Model Transfer Learning dalam mendalami penyakit daun Jangung menggunakan Arsitektur VGG19?
Judul 1 : Penerapan Model Transfer Learning dalam mendalami penyakit daun Jangung menggunakan Arsitektur VGG19.

Rumusan Masalah 2 : Bagaimana Klasifikasi Pengambilan SKCK di Polres Musi Rawas Dengan Menggunakan Algoritma *K-NEAREST NEIGHBOR* (K-NN)
Judul 2 : Klasifikasi Pengambilan SKCK di Polres Musi Rawas Dengan Menggunakan Algoritma *K-NEAREST NEIGHBOR* (K-NN)


Rumusan Masalah 3 : Bagaimana Prediksi Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor
Judul 3 : Prediksi Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor

Diusulkan Judul Nomor 1 (satu) 2(Dua) 3(Tiga)*

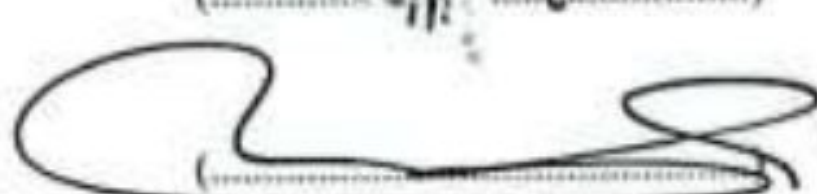
Lubuklinggau, 12 Oktober 2024
Mahasiswa yang mengusulkan,


(Setiyo Adi Wibowo)

Menyetujui Dosen Pembimbing,
Pembimbing 1 (Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom)

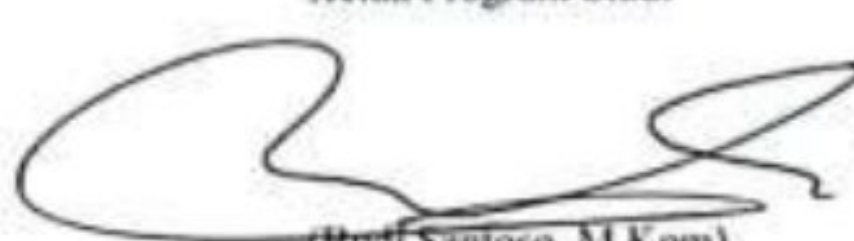

(.....)

Pembimbing 2 (Budi Santoso, M.Kom)


(.....)

Mengesahkan,
Dekan Fakultas Ilmu Teknik

Mengetahui,
Ketua Program Studi


(Budi Santoso, M.Kom)


(Dr. Rudi Kurniawan, ST.,M.Kom.)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
0733-3280300 (Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan.ac.id

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

LAMPIRAN.3



LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI PEMBIMBING 1




YAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK

LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama : Satrio Adi Wibowo
 Nim : 21 02 02 0163
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Dr. Budi Kurniawan, S.T., M. Kom.
 Pembimbing 2 : Budi Santoso, M. Kom.
 Judul : Penerapan Model Transfer Learning dalam Mendeteksi dan Jaring Menggunakan "Arsitektur VGG19"

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
	19-12-2024	Proposal Skripsi	Perbaiki Alur kerja, flow chart, dan perancangan sistem.		
	20/12/2024		Ace, Siapkan Refer Ujian		

Lubuklinggau, 24 Desember 2024
 Ketua Program Studi Informatika


 (Budi Santoso, M. Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNVBI)
 0733-3280300 (Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNVBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainson.ac.id univbinainson.ac.id - pasca.univbinainson.ac.id

Dipindai dengan CamScanner


Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



LAMPIRAN.4





LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI PEMBIMBING 2



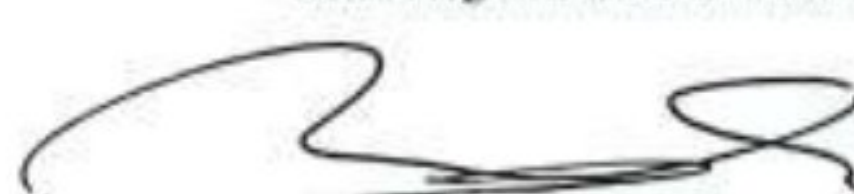
YAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK

LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama : Setno Ali Wibowo
 Nim : 21.02.02.0163
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Dr. Budi Kurniawan, S.T., M.Kom
 Pembimbing 2 : Budi Santoso, M.Kom
 Judul : Penerapan Model Transfer Learning dalam Mendeteksi penyakit daun jagung menggunakan Arsitektur VGG 19

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
	4/11/2024		- Perbaiki penulisan sesuai pedoman		
	15/11/2024		- Perbaiki Latar belakang - perbaiki Identifikasi masalah		
	25/11/2024		- Referensi ditambun dan sesuai penelitian - Perbaiki tahapan pengolahan data - lengkapi Berlatas		
	2/12/2024		- Acc lanjut p1		

Lubuklinggau, 24 Desember 2024
 Ketua Program Studi Informatika

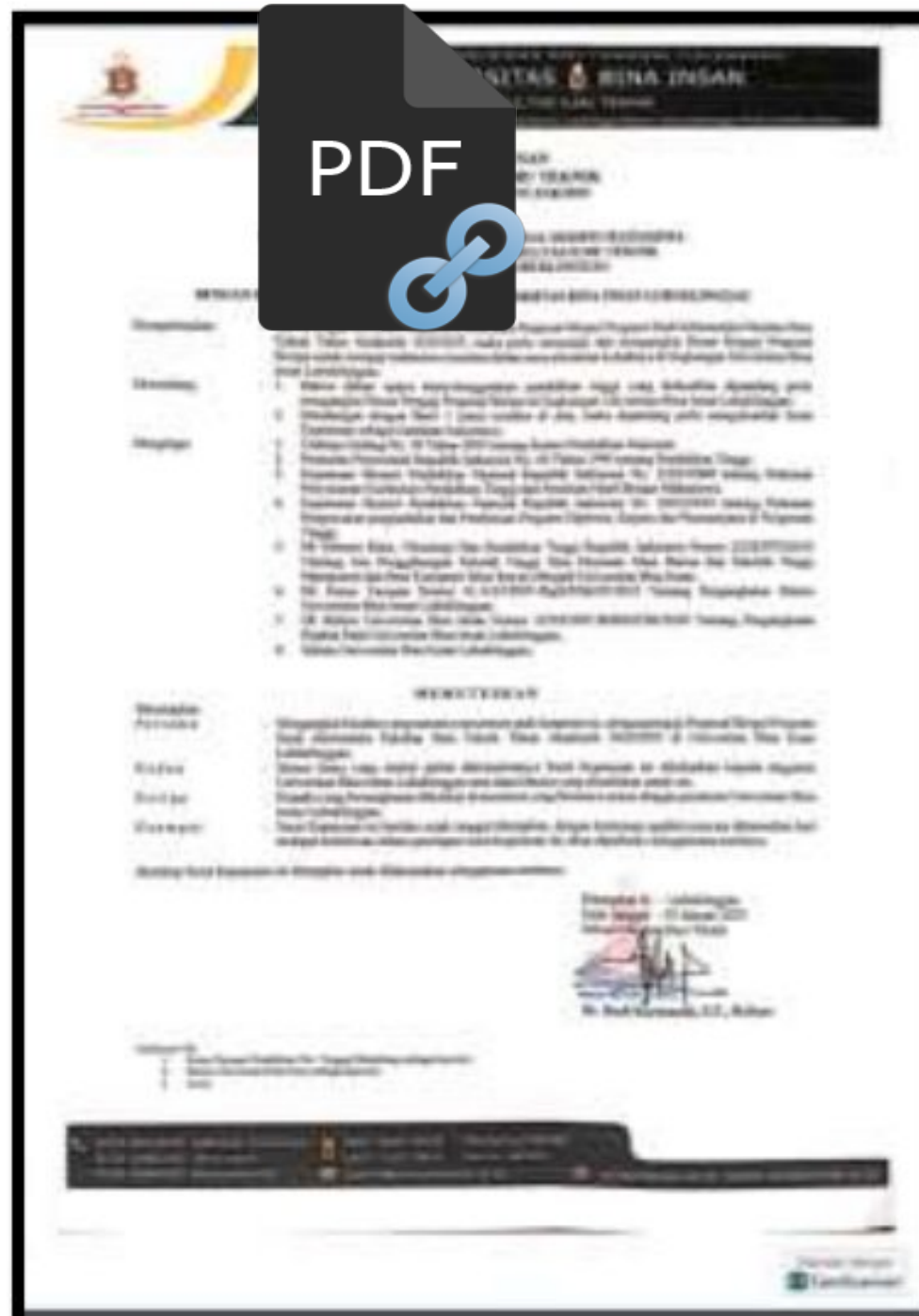

 (Budi Santoso, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) | 0812-3828-6228 (Marketing UNVBI)
 0733-3280300 (Bina Insan) | 0852-3151-5800 (Admin UNVBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) | Admin@univbinainan.ac.id | univbinainan.ac.id - pasca.univbinainan.ac.id

Dipindai dengan CamScanner

LAMPIRAN. Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) SK SEMPRO INF TAHAP 7 TANGGAL 04 JANUARI 2025



No	Nama Mahasiswa	NIM	Nilai	Nilai	Nilai	Waktu	Tanggal	Jenis	Kejuruan
1	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	1	Kejuruan 1
2	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	2	Kejuruan 2
3	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	3	Kejuruan 3
4	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	4	Kejuruan 4
5	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	5	Kejuruan 5
6	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	6	Kejuruan 6
7	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	7	Kejuruan 7
8	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	8	Kejuruan 8
9	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	9	Kejuruan 9
10	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	10	Kejuruan 10
11	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	11	Kejuruan 11
12	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	12	Kejuruan 12


13	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	13	Kejuruan 13
14	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	14	Kejuruan 14
15	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	15	Kejuruan 15
16	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	16	Kejuruan 16
17	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	17	Kejuruan 17
18	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	18	Kejuruan 18
19	Arif Nur Hafidza	2102000101	80	80	80	10:00-11:00	04/01/2025	19	Kejuruan 19

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

LAMPIRAN.6






LEMBAR PERBAIKAN SEMINAR PROPOSAL SKRIPSI




YAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN
FAKULTAS ILMU TEKNIK
Jalan Jendral Besar H.M. Soeharto KM.13 Kel. Lubuk Kupang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR PERBAIKAN SEMINAR PROPOSAL SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Setiyo Adi Wibowo
 NIM : 2102020163
 Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)
 Fakultas : Ilmu Teknik
 Program Studi : Informatika
 Konsentrasi :
 Judul : Penerapan Model Transfer Learning Dalam Mendalami Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur VGG19

No	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1	Dr. Rudi Furnawan			
2	Budi Santoso	Perbaiki selwei m strategi		
3	Doni Karman	- Perbaiki ngr - Sempurnakan media & presentasi		

Lubuklinggau, 11 Januari2025
Ketua Program Studi Informatika



(Budi Santoso, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
 0733-3280300 Bina Insan 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan.ac.id

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)




LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI PEMBIMBING 1



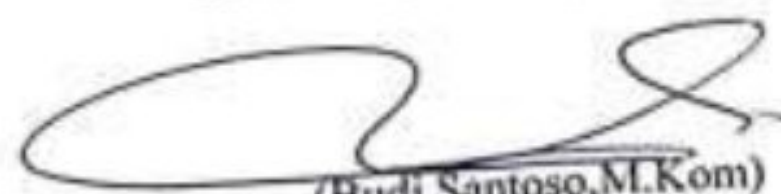
UNIVERSITAS BINA INSAN
FAKULTAS ILMU TEKNIK

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Setiyo Adi Wibowo
 Nim : 2102020163
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Dr.Rudi Kurniawan,ST.,M.Kom
 Pembimbing 2 : Budi Santoso,M.Kom
 Judul : Penerapan Model Transfer Learning Dalam Mendalami Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur VGG19

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	13 / 01 / 2025	Pembahasan Skripsi	Perbaiki Bab IV, hasil harus mencakup pembahasan		
2	15 / 01 / 2025	Pembahasan Skripsi	Perbaiki Bab V. Penutup dan tambahkan kualitatif ke depannya		
3	17 / 01 / 2025	Pembahasan Skripsi	Apa, bisa saja Ura		

Lubuklinggau, ...13 Januari.....2025
Ketua Program Studi Informatika


(Budi Santoso,M.Kom)

0733-4553032 (Rektorat Universitas) 0812-1820-8228 (Marketing UNIBI)
 0733-3280300 (Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNIBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainson.ac.id univbinainson.ac.id - pasca.univbinainson.ac.id

LAMPIRAN. **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)


UNIVERSITAS BINA INSAN
FAKULTAS ILMU TEKNIK

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Setiyo Adi Wibowo
Nim : 2102020163
Program Studi : Informatika
Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom
Pembimbing 2 : Budi Santoso, M.Kom
Judul : Penerapan Model Transfer Learning Dalam Mendalami Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur VGG19

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	6/01/2025	Bimbingan Skripsi	- Perbaiki format Penulisan		
2	7/01/2025	Bimbingan Skripsi	- Perbaiki Hasil dan tentukan penyakit		
3	9/01/2025	Bimbingan Skripsi	- lengkapi Berkas		
4	11/01/2025	Bimbingan Skripsi	- ACC Lanjut P1		

Lubuklinggau, 17 Januari 2025
Ketua Program Studi Informatika


(Budi Santoso, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-8288 (Marketing UNIVBI)
0733-3280300 (Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
0733-3280200 (PascaSarjana) Admin@univbinainan.ac.id univbinainan.ac.id - pasca.univbinainan.ac.id

LAMPIRAN. Protected by PDF Anti-Copy Free

SK UJIAN SKRIPSI INF TAHAP 4 TANGGAL 25 JANUARI 2025



UNIVERSITAS BINA INSAN

DEKAT KAMPUS
MENY FALCITA SIAU TENOR
No. 1012 BANGKALAN

SKRIPSI
MAGISTER SAINS (S2) TEKNIK SIPIL DAN PERENCANAAN
DIPERUNTUKAN KELOMPOK 1

REVISI

1. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
2. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
3. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
4. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.

REVISI

1. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
2. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
3. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
4. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.

REVISI

1. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
2. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
3. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.
4. Mengetahui dan menyetujui isi skripsi yang diajukan dan bertanggung jawab atas keabsahan isi skripsi.

No	Nama Mahasiswa	NIM	Jenis	Subjeka	Tempat	Waktu	Skor	Nilai	Keputusan
1	Abdul Fatah Rajab	01020001	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
2	Abdul Fatah Rajab	01020002	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
3	Abdul Fatah Rajab	01020003	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
4	Abdul Fatah Rajab	01020004	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
5	Abdul Fatah Rajab	01020005	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
6	Abdul Fatah Rajab	01020006	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
7	Abdul Fatah Rajab	01020007	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
8	Abdul Fatah Rajab	01020008	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
9	Abdul Fatah Rajab	01020009	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
10	Abdul Fatah Rajab	01020010	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
11	Abdul Fatah Rajab	01020011	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
12	Abdul Fatah Rajab	01020012	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing


13	Abdul Fatah Rajab	01020013	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
14	Abdul Fatah Rajab	01020014	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
15	Abdul Fatah Rajab	01020015	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
16	Abdul Fatah Rajab	01020016	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
17	Abdul Fatah Rajab	01020017	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
18	Abdul Fatah Rajab	01020018	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
19	Abdul Fatah Rajab	01020019	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
20	Abdul Fatah Rajab	01020020	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
21	Abdul Fatah Rajab	01020021	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
22	Abdul Fatah Rajab	01020022	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
23	Abdul Fatah Rajab	01020023	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
24	Abdul Fatah Rajab	01020024	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
25	Abdul Fatah Rajab	01020025	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
26	Abdul Fatah Rajab	01020026	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
27	Abdul Fatah Rajab	01020027	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
28	Abdul Fatah Rajab	01020028	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
29	Abdul Fatah Rajab	01020029	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
30	Abdul Fatah Rajab	01020030	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
31	Abdul Fatah Rajab	01020031	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
32	Abdul Fatah Rajab	01020032	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
33	Abdul Fatah Rajab	01020033	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
34	Abdul Fatah Rajab	01020034	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
35	Abdul Fatah Rajab	01020035	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
36	Abdul Fatah Rajab	01020036	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
37	Abdul Fatah Rajab	01020037	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
38	Abdul Fatah Rajab	01020038	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
39	Abdul Fatah Rajab	01020039	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
40	Abdul Fatah Rajab	01020040	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing

41	Abdul Fatah Rajab	01020041	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
42	Abdul Fatah Rajab	01020042	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
43	Abdul Fatah Rajab	01020043	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
44	Abdul Fatah Rajab	01020044	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
45	Abdul Fatah Rajab	01020045	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
46	Abdul Fatah Rajab	01020046	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
47	Abdul Fatah Rajab	01020047	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
48	Abdul Fatah Rajab	01020048	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
49	Abdul Fatah Rajab	01020049	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing
50	Abdul Fatah Rajab	01020050	Skripsi	Struktur Beton	Struktur Beton	15-01-2025	80,00	80,00	Passing

LAMPIRAN.10 Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

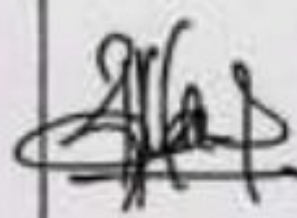
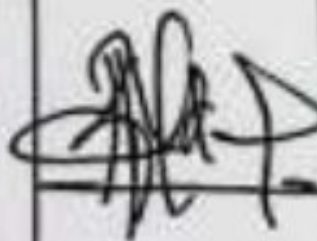
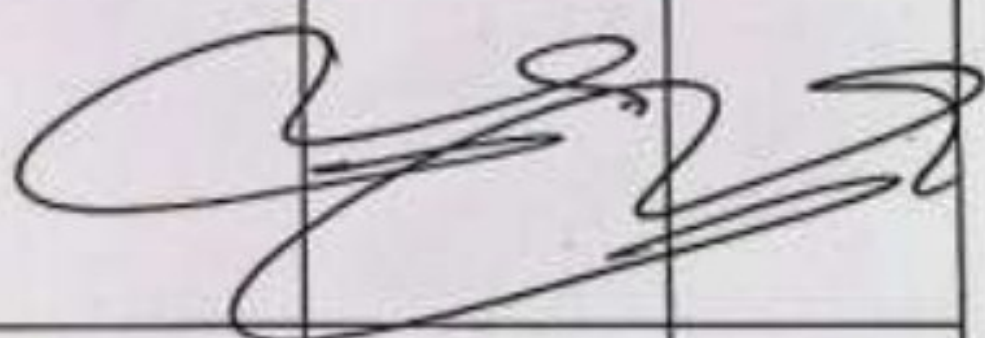


LEMBAR PERBAIKAN SKRIPSI



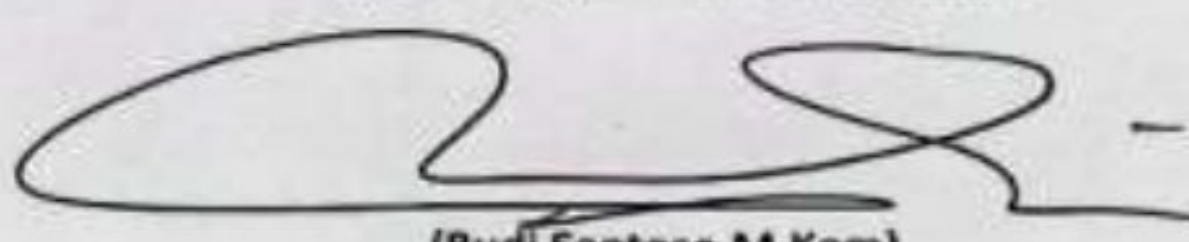
UNIVERSITAS BINA INSAN
FAKULTAS ILMU TEKNIK

LEMBAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Setiyo Adi Wibowo
 NIM : 2102020163
 Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)
 Fakultas : Ilmu Teknik
 Program Studi : Informatika
 Konsentrasi :
 Judul : Penerapan Model Transfer Learning Dalam Mendalami Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur VGG19

No	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1	<i>Feedi Kurniawan</i>			
2	<i>Budi Santoso</i>			
3	<i>Jeni Kurniawan</i>	- Elemen gambar - sumber data		

Lubuklinggau, ...10 Februari...2025
Ketua Program Studi Informaika


(Budi Santoso, M.Kom)

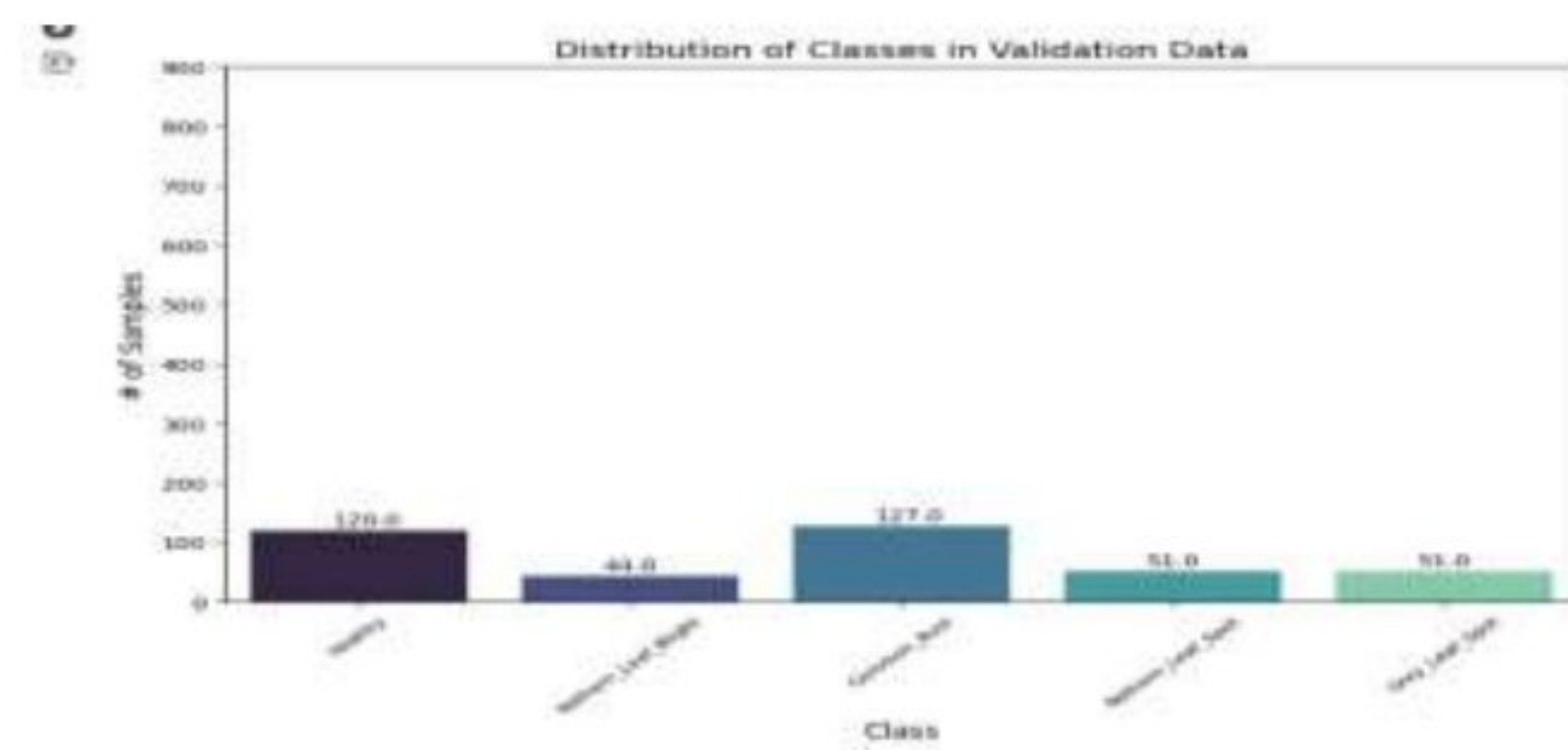
0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6226 (Marketing UNIBI)
 0733-3280300 (Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNIBI)
 0733-3280200 (Presman/pan) Admin@univbinainson.ac.id univbinainson.ac.id - psda.univbinainson.ac.id

LAMPIRAN.1 Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

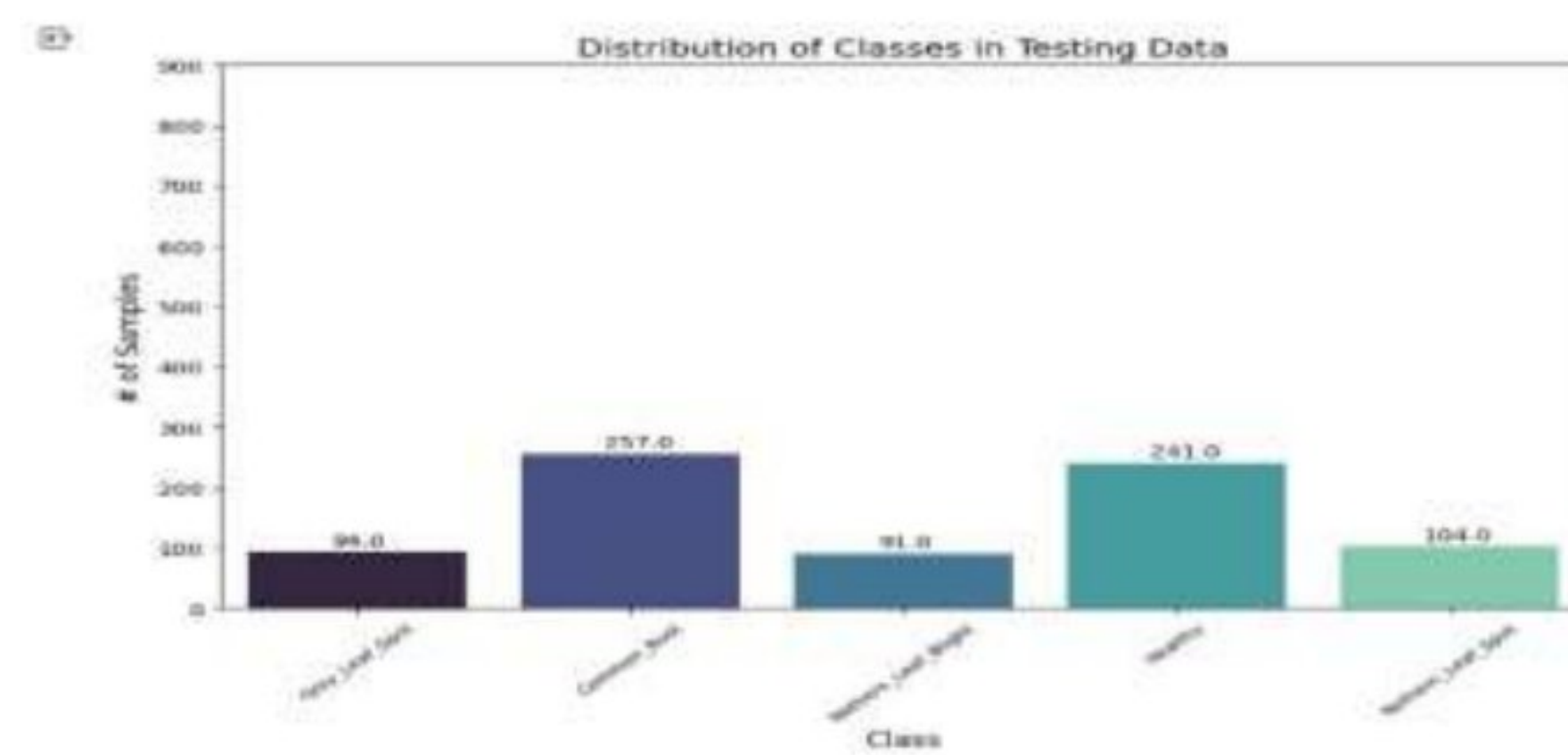
DATA TRAINING



DATA VALIDASI



DATA TEST



LAMPIRAN.2 Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Penyakit Daun Jagung *Common Rust*



Penyakit Daun Jagung *Grey Leaf Spot*



Penyakit Daun Jagung *Healthy*



Penyakit Daun *Nothern Leaf Blight*



Penyakit Daun *Nothern Leaf Spot*



LAMPIRAN.3 **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

TOTAL DATASET



Found 2753 validated filenames belonging to 5 classes.
Found 393 validated image filenames belonging to 5 classes.
Found 787 validated image filenames belonging to 5 classes.

Lampiran.14 **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

JURNAL

Journal of **Mathematics, Electrical and Electronics Engineering**

PDF

ISSN 2807-9507 (Media Online)

Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

<https://djournals.com/jieee>

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702

Penerapan Model Transfer Learning Dalam Mendalami Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur VGG19

Setiyo Adi Wibowo¹, Rudi Kurniawan^{2,*}, Budi Santoso¹

¹ Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Kota Lubukliggau, Indonesia

² Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Bina Insan, Kota Lubukliggau, Indonesia

Email: ¹setiyoadi92@gmail.com, ²rudi.kurniawan@univbinainsan.ac.id, ³budisantoso@univbinainsan.ac.id

Email Penulis Korespondensi: rudi.kurniawan@univbinainsan.ac.id

Abstrak— Proses pengolahan data penyakit daun jagung dengan menggunakan arsitektur VGG 19 yang berbasis deep learning merupakan menganalisis penyakit daun jagung yang mengakibatkan hasil panen sedikit. Dalam menjabarkan nilai yang akan dikelola pada penelitian ini menggunakan dataset citra digital penyakit daun jagung yang terdiri dari 5 kelas dengan jumlah masing-masing data perkelas sebanyak 3923 citra. Tujuan dari penelitian ini Dapat melakukan prediksi penyakit daun jagung secara mudah dan dapat melakukan pengobatan dari penyakit tersebut. Dapat melakukan pengenalan pola penyakit di daun jagung berdasarkan citra digital dengan menggunakan model arsitektur VGG19. Hasil klasifikasi penyakit daun jagung yang diperoleh dari model berbasis VGG19 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi berbagai kondisi kesehatan tanaman. Dengan akurasi keseluruhan mencapai 97.96%, model ini berhasil membedakan antara lima kelas penyakit, yaitu *Common Rust*, *Grey Leaf Spot*, *Healthy*, *Northern Leaf Blight*, dan *Northern Leaf Spot*. Angka ini mencerminkan efektivitas model dalam mengenali pola visual yang khas dari masing-masing penyakit, yang sangat penting untuk pengelolaan tanaman secara efektif.

Kata Kunci: Prediksi, Penyakit daun Jagung, Transfer Learning dan Arsitektur VGG 19.

Abstract—The process of processing corn leaf disease data using the VGG 19 architecture based on deep learning is to analyze corn leaf diseases that result in low yields. In describing the values to be managed in this study, a digital image dataset of corn leaf diseases consisting of 5 classes with 3923 images per class was used. The objectives of this study are to enable easy prediction of corn leaf disease and to treat the disease. It also aims to enable pattern recognition of corn leaf disease based on digital images using the VGG19 architecture model. The results of corn leaf disease classification obtained from the VGG19-based model show excellent performance in identifying various plant health conditions. With an overall accuracy of 97.96%, this model successfully distinguishes between five disease classes, namely *Common Rust*, *Grey Leaf Spot*, *Healthy*, *Northern Leaf Blight*, and *Northern Leaf Spot*. This figure reflects the effectiveness of the model in recognizing the distinctive visual patterns of each disease, which is very important for effective crop management.

Keywords: Prediction, Corn Leaf Disease, Transfer Learning, VGG 19 Architecture.

1. PENDAHULUAN

Jagung merupakan salah satu komoditas penting dalam sektor pertanian yang memiliki peranan strategis sebagai sumber pangan, pakan, dan bahan baku industri. Di Indonesia, jagung menjadi salah satu tanaman utama setelah padi. Namun, produktivitas jagung seringkali terganggu oleh berbagai ancaman, salah satunya adalah serangan penyakit daun. Penyakit daun pada jagung dapat mengurangi hasil panen secara signifikan, bahkan menyebabkan kerugian ekonomi yang besar bagi petani. Oleh karena itu, identifikasi dan klasifikasi penyakit daun jagung secara cepat dan akurat menjadi hal yang sangat penting untuk mendukung pengelolaan penyakit secara efektif [1].

Dengan perkembangan teknologi, maka penggunaannya dapat dimanfaatkan disemua aspek yang salah satunya pada aspek bidang pertanian. Sekarang ini sudah banyak bidang pertanian yang menggunakan teknologi dalam membandingkan hasil panen, penjualan maupun dalam mendeteksi penyakit pada tanaman, sehingga petani dapat terbantu dalam melihat dan mendeteksi penyakit yang ada pada tanaman. Penyakit pada tanaman tidak hanya dari buah saja tetapi juga dapat dilihat dari perkembangan tanaman jagung maupun penyakit yang melekat pada daun jagung dan ini dapat mengakibatkan petani jagung gagal panen. Selain itu jagung merupakan salah satu kebutuhan pangan utama setelah padi dan terigu di dunia dan termasuk kebutuhan yang penting di Indonesia setelah padi. Tanaman jagung tumbuh baik pada daerah yang panas dan dingin dengan curah hujan dan irigasi yang cukup tidak perlu banyak air untuk menanam jagung [2].

Transfer learning merupakan teknik dalam machine learning yang memanfaatkan model yang sudah dilatih sebelumnya untuk menyelesaikan tugas baru yang masih berhubungan dengan tugas awal. Teknik ini biasanya diterapkan ketika jumlah data pelatihan terbatas. Dalam penerapannya, beberapa lapisan konvolusional awal dari model akan dibekukan, sementara hanya lapisan-lapisan akhir yang dilatih ulang untuk melakukan proses klasifikasi. Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) sert arsitektur VGG-19. Tujuan penelitian ini adalah agar dapat melakukan prediksi penyakit daun jagung serta pengenalan pola penyakit dengan mudah berdasarkan citra digital [3]. Arsitektur VGG-19 adalah jaringan saraf konvolusional yang mendalam dengan 19 lapisan bobot, yang terdiri dari 16 lapisan konvolusional dan 3 lapisan yang terhubung sepenuhnya. Arsitekturnya mengikuti pola yang sederhana dan berulang, sehingga lebih mudah dipahami dan diterapkan. Dalam menjalankan arsitektur difokuskan pada pembuatan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering

ISSN 2007-0507 (Media Online)

Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

<https://djournals.com/jieee>

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702

model dalam melakukan ekstraksi fitur dan objek penelitian. Sehingga dilakukan penelitian yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network*

Python merupakan bahasa pemrograman yang biasa dipakai untuk membangun situs, software/aplikasi, mengotomatiskan tugas dan melakukan bahasa pemrograman ini termasuk bahasa pemrograman yang digunakan dalam mengakurasi data dan dalam menganalisis suatu kejadian atau permasalahan yang terjadi didalam kehidupan sehari – hari. Untuk melakukan *user* dalam menjalankan dan mendapatkan hasil output yang akurat dengan mentraining data yang akan dikelola [5].

Putra et al. (2021) melakukan klasifikasi penyakit jagung menggunakan arsitektur CNN dengan pendekatan transfer *learning* pada model VGG19. Dataset berupa citra daun jagung diperoleh dari lapangan dan diperkaya dengan teknik augmentasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa VGG19 mampu mencapai akurasi tinggi dalam mengenali penyakit utama jagung seperti *Helminthosporium turcicum* dan karat daun. Penelitian ini membuktikan efektivitas VGG19 untuk kasus nyata di lapangan di Indonesia. Astuti dan Rahman (2022) meneliti deteksi penyakit tanaman berbasis citra digital dengan membandingkan arsitektur CNN populer, termasuk VGG16 dan VGG19. Penelitian dilakukan pada dataset lokal tanaman jagung dan padi. Hasilnya, VGG19 memberikan performa yang cukup stabil dibandingkan model lain, meskipun memerlukan sumber daya komputasi lebih besar. Studi ini menekankan pentingnya pemilihan arsitektur sesuai dengan ketersediaan perangkat keras yang dimiliki peneliti maupun praktisi.

Fauzan et al. (2023) menerapkan transfer learning berbasis VGG19 untuk mendeteksi penyakit daun jagung dengan menambahkan tahap preprocessing berupa segmentasi warna HSV guna menyorot area lesi. Pendekatan ini terbukti meningkatkan akurasi karena latar belakang daun yang kompleks dapat diminimalkan. Penelitian ini menunjukkan bahwa modifikasi sederhana pada tahap preprocessing mampu meningkatkan performa model berbasis transfer *learning*. Sementara itu, Prasetyo (2024) mengembangkan sistem mobile-based untuk mendeteksi penyakit jagung dengan memanfaatkan transfer learning VGG19 yang dioptimasi. Sistem ini memungkinkan petani di lapangan melakukan diagnosis secara langsung melalui aplikasi Android. Uji coba lapangan menunjukkan bahwa aplikasi mampu memberikan prediksi cepat dengan akurasi memadai, sehingga hasil penelitian ini memiliki kontribusi nyata terhadap solusi teknologi tepat guna di Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Analisis Sistem

2.1.1 Metode Analisa

Metode penelitian yang digunakan penulis adalah metode akuisisi data, metode pelatihan (*training*), metode validasi dan metode CNN algoritma VGG 19. Pada tahap analisis, metode yang digunakan penulis adalah metode arsitektur VGG 19 karena terdiri dari beberapa lapisan inti yang dirancang untuk menangkap fitur spesial gambar, mengurangi dimensi data, dan menghasilkan prediksi untuk pengenalan penyakit jagung. Hasil konvolusi nanti diteruskan ke lapisan aktivasi non-linear (ReLU). Pooling yang digunakan adalah max pooling karna mengambil nilai maksimum dari area tertentu.

Metode analisis yang diterapkan memberikan evaluasi yang komprehensif terhadap kemampuan model, mencakup semua aspek penting seperti akurasi, kesalahan prediksi, dan kinerja dalam mengenali variasi data. Analisis ini juga mencakup identifikasi pola kesalahan yang sering terjadi untuk memahami kelemahan model, serta memberikan wawasan strategis mengenai parameter atau arsitektur yang dapat dioptimalkan. Evaluasi ini menjadi dasar penting untuk perbaikan lebih lanjut pada model dan meningkatkan keandalannya dalam aplikasi pengenalan penyakit jagung yang menggunakan arsitektur VGG 19, terutama dalam menghadapi dataset yang lebih kompleks dan beragam di masa mendatang [6].

2.1.2 Analisa Sistem yang Berjalan

Optimalisasi Model Jaringan Syaraf untuk Pengenalan penyakit jagung dengan Metode VGG 19 menggunakan bahasa pemrograman Python, langkah pertama adalah mengimpor pustaka utama seperti TensorFlow/Keras untuk membangun model jaringan syaraf, serta kernel kecil, pooling dan pre net weight untuk analisis data. Selanjutnya, dataset *image net* harus diunduh dan diproses untuk menyesuaikan format data menjadi gambar yang berhubungan dengan penyakit daun jagung(dengan preprocessing seperti normalisasi). Model arsitektur VGG 19 dibangun dengan arsitektur standar (dua lapisan konvolusi, dua lapisan pooling, dan dua lapisan *fully connected*), lalu dioptimasi menggunakan algoritma seperti Adam atau SGD. Setelah model selesai dilatih pada data *EMNIST*, arsitektur VGG 19 yang dihasilkan diproses ke dalam format serupa untuk diuji pada model [7].

2.1.3 Alternatif Pemecahan Masalah

Alternatif Pemecahan masalah yang digunakan Dataset *net* merupakan kumpulan data yang dirancang khusus untuk pelatihan model pengenalan karakter, yang mencakup huruf dan angka. dataset *image net* dengan menggunakan model VGG19 dapat dilatih untuk mengenali berbagai variasi karakter yang menyerupai huruf dan angka pada *transfer learning*, membantu meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data yang beragam.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering

ISSN 2007-0507 (Media Online)

Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

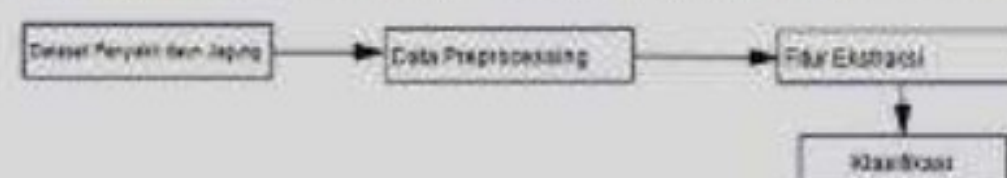
https://djournals.com/jieee

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702

Dataset *imagenet* dipersiapkan terlebih dahulu sebelum digunakan untuk pengujian model, dataset gambar yang akan diolah berjumlah 3973 data. Sebelum diuji secara langsung gambar penyakit jagung di preprocessing menggunakan noise remover untuk menghilangkan noise pada gambar tanpa mengaburkan gambar. Dataset gambar *arsitektur VGG 19* digunakan untuk melakukan pengenalan gambar pada *transfer learning* dengan tingkat akurasi yang tinggi[8].

2.2 Teknik Pemilihan Informasi (sampling)

Teknik sampel adalah metode atau cara untuk memilih sebagian elemen dari populasi yang dijadikan representasi dalam penelitian. Pemilihan sampel yang baik memastikan bahwa hasil penelitian dapat digeneralisasi ke populasi. Teknik sampling adalah proses memilih subset data dari populasi untuk digunakan dalam penelitian. Dalam konteks penelitian Anda, yang berfokus pada pengenalan penyakit daun jagung dengan menggunakan arsitektur VGG 19, pemilihan teknik sampling sangat penting untuk memastikan model dilatih dan dievaluasi dengan data yang representative [9]. Pengolahan data pada penulisan ini yang menggunakan metode VGG 19 dapat dilihat pada gambar 1 di bawah ini:



Gambar 1. Tahapan Pada Pengolahan Data

1. Persiapan Data

Data yang digunakan adalah data penyakit daun jagung dengan ciri ciri tersendiri yang berhubungan dengan penyakit pada daun jagung. Data ini merupakan data mentah yang sudah berlabel. Kemudian data tersebut disimpan dalam format .csv untuk dapat diolah dalam proses berikutnya. menyajikan data yang akan digunakan. Adapun fitur-fitur yang digunakan dalam menentukan tanaman jagung berpotensi penyakit pada tanaman adalah: perubahan warna pada daun jagung, perkembangan yang lambat pada setiap putik daun jagung, buah menjadi kerdil dan juga lambatnyanya batang jagung menjadi besar [10].

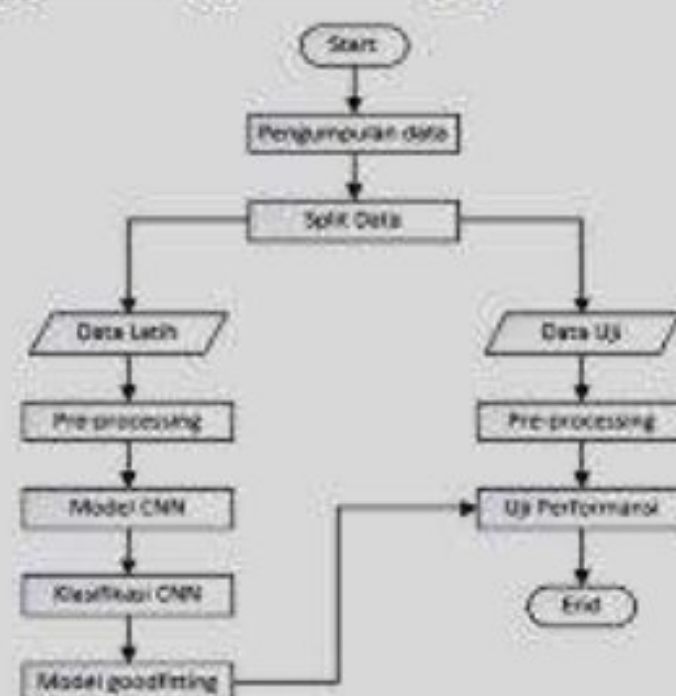
2. Preprocessing

Preprocessing data merupakan salah satu tugas penambangan data yang paling banyak yang meliputi persiapan dan transformasi data menjadi bentuk yang sesuai dengan prosedur penambangan. Tujuan *preprocessing* data untuk mengurangi ukuran data, menemukan hubungan antara data, normalisasi data, hapus outlier, dan ekstrak fitur untuk data. Ini mencakup beberapa teknik seperti:

- 1) Data Cleaning merupakan langkah pertama teknik preprocessing data yang digunakan untuk menemukan nilai yang hilang, data noise yang halus, mengenali outlier dan benar tidak konsisten. Data kotor ini akan berpengaruh pada miming prosedur dan menyebabkan keluaran yang tidak dapat diandalkan dan buruk.
- 2) Data *Integration* merupakan teknik yang bekerja dengan menggabungkan data dari multi dan berbagai sumber daya menjadi penyimpanan data yang konsisten.
- 3) Data Transformation merupakan teknik pengubah data menjadi bentuk yang cocok untuk diproses, seperti halnya menyesuaikan data nilai kedalam rentang tertentu seperti antara 0-1, ini berguna untuk teknik seperti klasifikasi [11].

2.3 Alur Kerja Sistem

Alur kerja sistem berawal dari proses pengumpulan data yaitu pengambilan dataset, kemudian dilakukan *split data* (pembagian data) antara *data train* dan *data test*. *Data train* berjumlah 2764 citra digital, data validasi 392 dan data test berjumlah 785 citra digital yang terdapat 5 kelasnya. Kemudian dilakukan proses *resize* untuk pelatihan CNN. Setelah model mencapai *goodfitting*, maka dilakukan pengujian dengan menggunakan data *testing* yang dilanjutkan dengan melakukan evaluasi model dengan menggunakan uji performansi [12].



Gambar 2. Alur Kerja Sistem

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering

ISSN 2007-0507 (Media Online)

Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

<https://djournals.com/jieee>

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702



1. Pre-processing
Sebelum melatih model CNN, kami melakukan pemrosesan data untuk memastikan konsistensi dan kualitas dataset. Adapun tahapan-tahapan yang dilakukan adalah *grayscale*, *thresholding*, segmentasi, dan *resize*.
2. Convolution layer
Proses konvolusi memanfaatkan apa yang disebut sebagai filter. Seperti layaknya gambar, filter memiliki ukuran tinggi, lebar, dan tebal tertentu. Filter ini diinisialisasi dengan nilai tertentu, dan nilai dari filter inilah yang menjadi parameter yang akan di-update dalam proses *learning*. *Convolution layer* adalah hasil dari perkalian dari filter dan citra yang diinputkan.
3. Subsampling/ Pooling Layer
Pooling atau *subsampling layer* sering secara langsung mengikuti lapisan konvolusi pada CNN. Perannya adalah untuk *downsampling output* dari lapisan konvolusi sepanjang dimensi spasial tinggi dan lebar. Citra akan dibagi menjadi beberapa bagian sesuai dengan ukuran *layer* yang telah ditentukan. Metode yang digunakan pada *subsampling layer* adalah *pooling max*, yaitu dengan memilih nilai terbesar pada matriks citra.
4. ReLU (Rectified Linier Unit)
ReLU atau *rectified linear unit* merupakan salah satu dari fungsi aktivasi. Fungsi dari ReLU yaitu untuk menghilangkan nilai negatif pada citra. Cara kerja fungsi aktivasi ReLU ini yaitu dengan mengganti nilai negatif pada citra atau *feature maps* dengan nilai 0.
5. Arsitektur VGG 19.
Komponen utama arsitektur VGG 19 sebagai berikut:
 - a. Lapisan Konvolusional: Filter 3x3 dengan langkah 1 dan bantalan 1 untuk mempertahankan resolusi spasial.
 - b. Fungsi Aktivasi: ReLU (Rectified Linear Unit) diterapkan setelah setiap lapisan konvolusional untuk memperkenalkan non-linearitas.
 - c. Lapisan Pengumpulan: Pengumpulan maksimal dengan filter 2x2 dan langkah 2 untuk mengurangi dimensi spasial.
 - d. Lapisan yang Terhubung Sepenuhnya: Tiga lapisan yang terhubung sepenuhnya di ujung jaringan untuk klasifikasi.
 - e. Lapisan Softmax : Lapisan terakhir untuk mengeluarkan probabilitas kelas
6. Pada tahap ini terdapat 1 layer yaitu *fully connected layer* dan fungsi aktivasi yang digunakan yaitu softmax. Berikut ini adalah penjelasan dari layer dan fungsi aktivasi pada tahap klasifikasi fitur:
 - a. Flatten
Flatten merupakan proses membentuk ulang fitur (*resha feature map*) menjadi sebuah vector agar bisa digunakan sebagai input dari *fully connected layer*.
 - b. Fully-connected layer
Layer tersebut adalah *layer* yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap neuron pada *convolution layer* perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah *fully-connected layer*. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversibel, *fully-connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan.
 - c. Softmax Activation
Softmax adalah fungsi yang mengambil sebagai input vektor dari bilangan real dari K, dan menormalisasi menjadi distribusi probabilitas yang terdiri dari probabilitas K. Sebelum menerapkan softmax, beberapa komponen vektor bisa negatif, atau lebih besar dari satu; dan mungkin tidak berjumlah 1, tetapi setelah menerapkan softmax, setiap komponen akan berada dalam interval (0 - 1), dan komponen akan bertambah hingga 1, sehingga mereka dapat diartikan sebagai probabilitas. Selanjutnya, komponen input yang lebih besar sesuai dengan probabilitas yang lebih besar. *Softmax* sering digunakan dalam *neural network*, *Softmax* ini digunakan untuk menentukan output yang sesuai.
 - d. Evaluasi Model
Melakukan evaluasi model dengan menghitung berapa besar akurasi yang dihasilkan [13].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Penelitian

3.1.1 Persiapan Distribusi Data

Dataset terdiri dari 5 kelas utama berdasarkan kelompok penyakit daun jagung, yaitu: ['Common_Rust', 'Grey_Leaf_Spot', 'Healthy', 'Nothorn_Leaf_Blight', 'Nothorn_Leaf_Spot']. Gambar 3, 3, dan 5 menyajikan sebaran data dari masing-masing kelas [14].

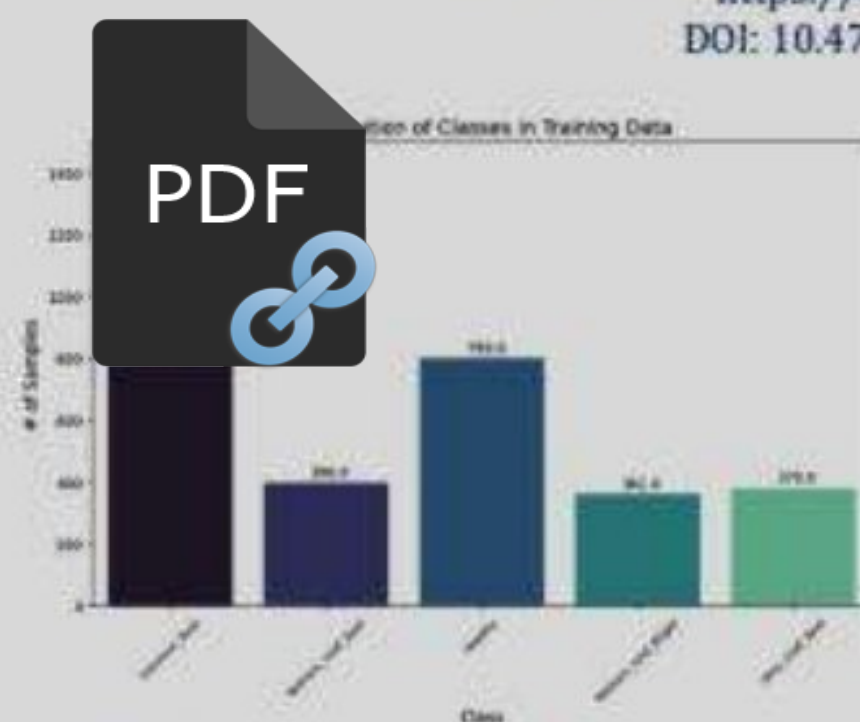
Copyright © 2025 The Author, Page 263

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

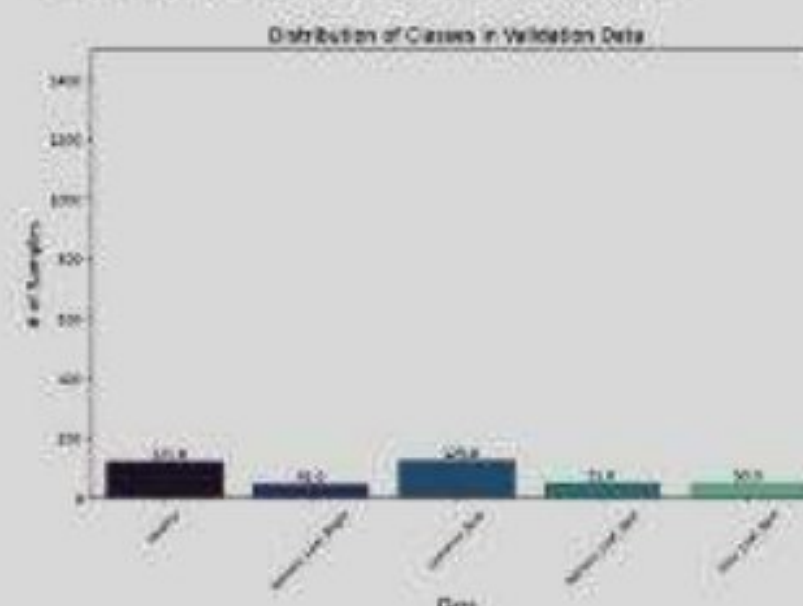
Protected by PDF Anti-Copy Free

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

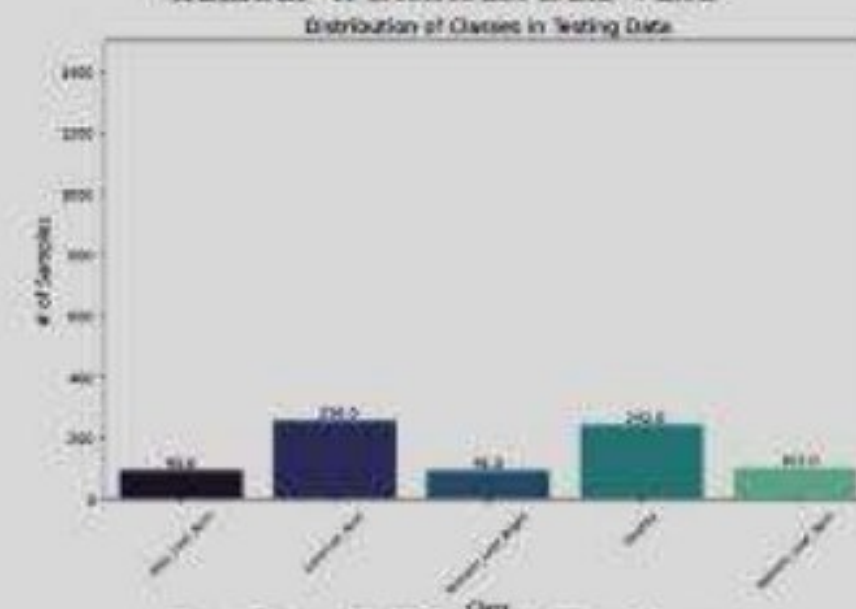
ISSN 2007-0507 (Media Online)
 Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269
<https://djournals.com/jieee>
 DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702



Gambar 3. Distribusi Data Training



Gambar 4. Distribusi Data Valid



Gambar 5. Distribusi Data Test

3.1.2 Preprocessing

Untuk meningkatkan ketajaman gambar, diperlukan proses enhancement dengan menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)*. Gambar 6 menyajikan hasil dari proses CLAHE.



Gambar 6. Proses CLAHE

Protected by PDF Anti-Copy Free

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ISSN 2007-0507 (Media Online)
Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

https://djournals.com/jieee

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702

3.1.3 Ekstraksi fitur dengan arsitektur conv2d dan fully connected layer

Layer	Output Shape	Param #
Input	[(None, 224, 224, 3)]	0
vgg19 (Functional)	(None, 7, 7, 512)	20024584
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 7, 7, 512)	2048
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 512)	0
dense (Dense)	(None, 128)	45664
output_layer (Dense)	(None, 5)	645

Total params: 20,092,741
Trainable params: 67,333
Non-trainable params: 20,025,408

Gambar 7. Model Summary

Gambar 7 menyajikan model summary klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berbasis VGG19. Model ini dimulai dengan lapisan input yang menerima citra berukuran 224x224 piksel dengan tiga saluran warna (RGB). VGG19, sebagai backbone dari model ini, memiliki 16 lapisan konvolusi yang menghasilkan representasi fitur yang kuat dari citra, mengubahnya menjadi tensor dengan ukuran (7, 7, 512) setelah melalui beberapa lapisan konvolusi dan normalisasi batch [15].

Setelah ekstraksi fitur, model ini menerapkan global average pooling untuk merangkum informasi dari fitur yang diekstrak menjadi vektor berdimensi lebih rendah (512 dimensi). Kemudian, dua lapisan dense ditambahkan: satu dengan 128 neuron dan satu lagi sebagai lapisan output yang memiliki 5 neuron, masing-masing mewakili kelas penyakit yang berbeda. Model ini dilatih menggunakan fungsi loss `categorical_crossentropy` dan optimizer Adam untuk memaksimalkan akurasi klasifikasi. Dengan total parameter sebanyak 20.092.741, di mana hanya 67.333 parameter yang dapat dilatih, model ini menunjukkan efisiensi dalam pembelajaran. Evaluasi awal menunjukkan akurasi pelatihan sebesar 90% dan akurasi validasi sebesar 88%, sementara akurasi pengujian mencapai 87%. Analisis lebih lanjut dilakukan menggunakan confusion matrix untuk memahami distribusi prediksi antara kelas-kelas penyakit daun jagung, memberikan wawasan tentang performa model dalam klasifikasi [16].

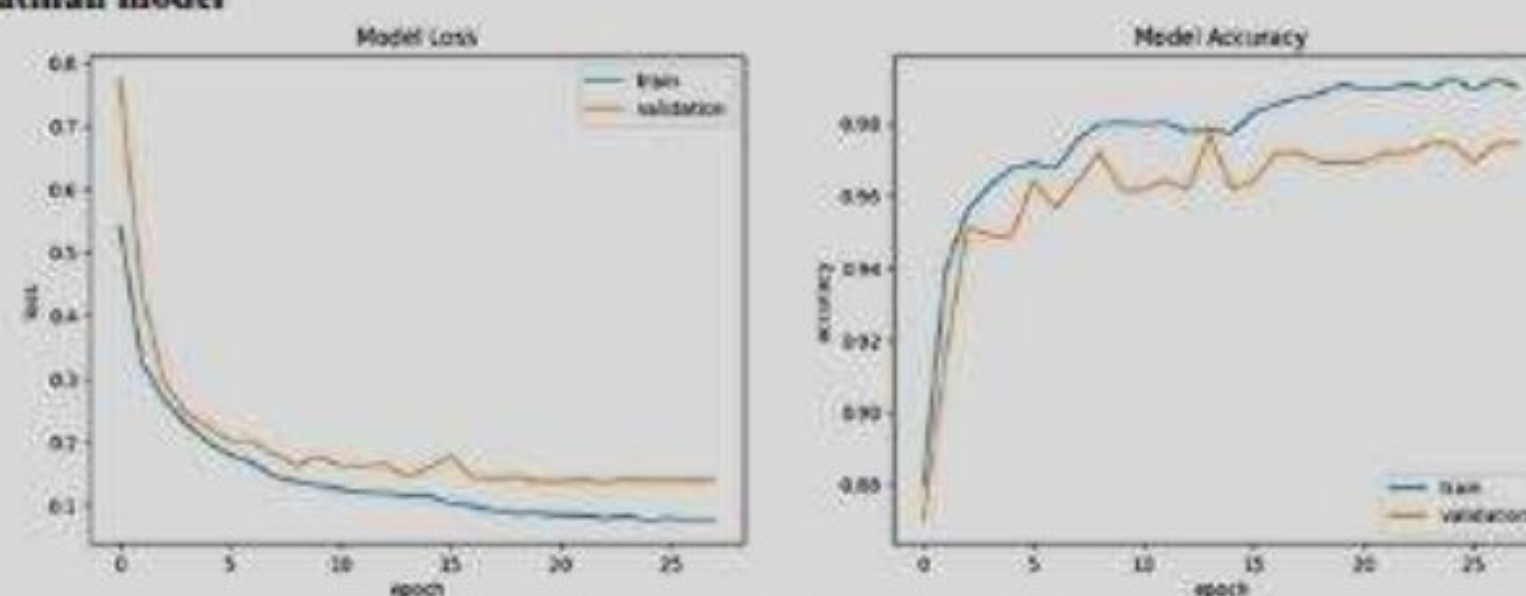
3.2 Pelatihan sistem

Hyperparameter memungkinkan untuk melakukan konfigurasi variabel eksternal yang digunakan untuk mengelola pelatihan model *Deep Learning*. Tabel 2 menyajikan konfigurasi hyperparameter yang digunakan.

Tabel 2. Konfigurasi Hyperparameter

No	Hyperparameter	Value
1	Batch size	32
2	Learning rate	0.001
3	Epoch	50
4	Optimizer	Adam

3.2.1 Hasil pelatihan model



Gambar 8. Grafik Loss Dan Accuracy

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering

ISSN 2607-0507 (Media Online)

Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

https://djournals.com/jieee

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702

Gambar 8 menyajikan data tentang $accuracy$: terlihat jelas bahwa model berjalan baik yang menunjukkan model tidak terjadi overfitting.

3.2.2 Evaluasi Model

Evaluasi model antara lain melihat seberapa baik model dalam mengidentifikasi setiap kelas yang ada. Evaluasi model ini meliputi confusion matrix, dan classification report.



Gambar 9. Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
Common_Rust	1.0000	1.0000	1.0000	257
Grey_Leaf_Spot	0.9487	0.7872	0.8605	94
Healthy	0.9959	1.0000	0.9979	241
Northern_Leaf_Blight	0.8252	0.9341	0.8763	91
Northern_Leaf_Spot	0.9252	0.9519	0.9384	104
accuracy			0.9606	787
macro avg	0.9390	0.9346	0.9346	787
weighted avg	0.9625	0.9606	0.9603	787

Gambar 10 Classification Report

Confusion Matrix (CM) yang diberikan menunjukkan kinerja model klasifikasi penyakit daun jagung terhadap lima kelas yang berbeda: Common Rust, Grey Leaf Spot, Healthy, Northern Leaf Blight, dan Northern Leaf Spot (gambar 9). Setiap elemen dalam matriks ini merepresentasikan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk masing-masing kelas, memberikan wawasan mendalam tentang efektivitas model dalam mengidentifikasi kondisi kesehatan tanaman jagung.

Dari matriks, dapat dilihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan 257 gambar sebagai Common Rust tanpa kesalahan, menandakan akurasi tinggi dalam mendeteksi penyakit ini. Namun, untuk kelas Grey Leaf Spot, terdapat 74 gambar yang benar-benar teridentifikasi, tetapi ada 6 gambar yang salah diprediksi sebagai *Northern Leaf Blight*. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model cukup efektif, masih ada tantangan dalam membedakan antara beberapa penyakit yang memiliki gejala serupa [18]. Kelas Healthy menunjukkan performa terbaik dengan 241 prediksi benar dan tidak ada kesalahan, menunjukkan bahwa model sangat handal dalam mengidentifikasi daun jagung yang sehat. Sebaliknya, untuk kelas Northern Leaf Blight, terdapat beberapa kesalahan dengan 5 gambar yang salah diprediksi sebagai Grey Leaf Spot dan satu gambar sebagai Northern Leaf Blight. Ini menunjukkan bahwa model mungkin perlu ditingkatkan untuk meningkatkan akurasi dalam membedakan antara penyakit ini.

Secara keseluruhan, confusion matrix ini memberikan gambaran jelas tentang kekuatan dan kelemahan model klasifikasi. Dengan total 20 prediksi yang salah di antara semua kelas, analisis lebih lanjut diperlukan untuk memperbaiki kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas-kelas yang lebih sulit dibedakan. Upaya ini dapat melibatkan pengumpulan lebih banyak data pelatihan atau penerapan teknik augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali variasi visual dari setiap penyakit. Gambar 10 menyajikan classification report dari model yang dibangun. Hasil klasifikasi yang diberikan menunjukkan kinerja model dalam mengidentifikasi lima kelas penyakit daun jagung, dengan metrik evaluasi yang mencakup precision, recall, dan f1-score. Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang komprehensif tentang efektivitas model dalam klasifikasi dan membantu memahami bagaimana model berperilaku di

Copyright © 2025 The Author, Page 266

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering

ISSN 2097-9507 (Media Online)

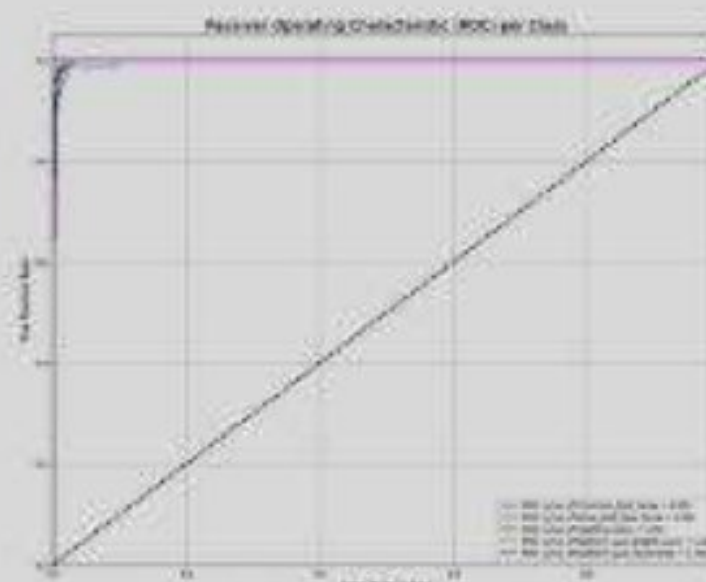
Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

https://djournals.com/jieee

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702

setiap kelas [19]. Untuk kelas Common Rust menunjukkan hasil yang sangat baik dengan precision, recall, dan f1-score semuanya mencapai 1.0000. Ini berarti bahwa prediksi untuk kelas ini benar, tanpa adanya kesalahan. Dengan 257 contoh dalam kelas ini, model berhasil mengidentifikasi semua gambar dengan sempurna, menunjukkan bahwa deteksi penyakit ini sangat handal. Kelas Grey Leaf Spot memiliki precision sebesar 0.9255 dan recall sebesar 0.9355, menghasilkan f1-score 0.9305. Meskipun ini lebih rendah dari kelas sebelumnya, hasil ini masih menunjukkan performa yang kuat dengan sebagian besar prediksi yang benar. Untuk kelas Northern Leaf Blight, precision adalah 0.8252 dan recall 0.9341, menghasilkan f1-score 0.8763. Ini menunjukkan bahwa meskipun ada beberapa kesalahan dalam klasifikasi, model tetap efektif dalam mendeteksi penyakit ini.

Kelas Healthy juga menunjukkan hasil yang baik dengan precision, recall, dan f1-score masing-masing 0.9959 untuk 241 gambar yang sehat. Kelas Northern Leaf Spot memiliki hasil yang baik dengan precision 0.9252 dan recall 0.9519, menghasilkan f1-score 0.9384. Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 96.06%, dengan rata-rata makro dan rata-rata tertimbang masing-masing adalah 93.46% dan 96.03%. Hasil ini menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun jagung dan dapat diandalkan untuk aplikasi praktis dalam pertanian [20].



Gambar 11. Kurva Roc

Gambar 11 menyajikan grafik RoC untuk model yang telah dibangun. Grafik di atas menunjukkan *Receiver Operating Characteristic* (ROC) untuk model klasifikasi multi-kelas yang telah dibangun. ROC adalah alat analisis yang digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model klasifikasi dalam membedakan antara kelas-kelas yang ada. Pada grafik ini, kurva ROC untuk setiap kelas ditampilkan dengan warna yang berbeda, dan area di bawah kurva (AUC) dicantumkan di legenda. AUC merupakan metrik penting yang menunjukkan seberapa baik model dapat membedakan satu kelas dari yang lain; nilai AUC mendekati 1 menunjukkan performa yang sangat baik.

Sumbu X pada grafik mewakili tingkat *False Positive Rate* (FPR), yang merupakan rasio prediksi salah positif dibandingkan dengan total kasus negatif. Sumbu Y menunjukkan *True Positive Rate* (TPR), yaitu rasio prediksi benar positif terhadap total kasus positif. Idealnya, model yang baik memiliki kurva ROC yang mendekati sudut kiri atas grafik, yang menunjukkan tingkat TPR yang tinggi dan FPR yang rendah.

Dalam grafik ini, semua kurva ROC memiliki AUC sebesar 1,00, yang berarti model memiliki kemampuan sempurna dalam membedakan kelas-kelas yang ada, termasuk "Common_Rust," "Grey_Leaf_Spot," "Healthy," "Northern_Leaf_Blight," dan "Northern_Leaf_Spot." Hal ini menunjukkan bahwa model tidak melakukan kesalahan klasifikasi untuk data uji yang digunakan [21].

3.2.3 Pengujian Dengan Input Data

Pengujian dengan input data dimaksudkan untuk menguji model yang telah dibangun. Gambar 12 menyajikan hasil pengujian dari proses input data pada model [22].



Gambar 12. Pengujian Model

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering

ISSN 2607-0507 (Media Online)

Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269

<https://djournals.com/jieee>

DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702

3 Pembahasan

Hasil klasifikasi penyakit daun jagung yang dihasilkan dari model berbasis VGG19 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi berbagai kondisi tanaman. Dengan akurasi keseluruhan mencapai 97.96%, model ini berhasil membedakan antara lima kelas penyakit, yaitu Common Rust, Grey Leaf Spot, Healthy, Northern Leaf Blight, dan Northern Leaf Spot. Angka ini menunjukkan efektivitas model dalam mengenali pola visual yang khas dari masing-masing penyakit, yang sangat penting untuk pengelolaan tanaman secara efektif [23]. Analisis lebih mendalam terhadap setiap kelas menunjukkan bahwa kelas Common Rust memiliki hasil klasifikasi yang sempurna, dengan precision, recall, dan f1-score semuanya mencapai 1.0000. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali semua gambar dalam kategori tersebut tanpa kesalahan. Keberhasilan ini dapat diatributkan pada karakteristik visual yang jelas dan berbeda dari penyakit ini, yang membuatnya lebih mudah dikenali oleh model. Di sisi lain, kelas Healthy, Grey Leaf Spot dan Northern Leaf Blight menunjukkan hasil yang sedikit lebih rendah tetapi masih sangat memuaskan. Precision untuk Healthy adalah 0.9959 dan recall 10000 untuk Grey Leaf Spot adalah 0.9255 dan recall 0.9355, sedangkan Northern Leaf Blight memiliki precision 0.9140 dan recall 0.9341. Meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, hasil ini menunjukkan bahwa model masih cukup efektif dalam mendeteksi kedua penyakit tersebut. Ini juga menandakan bahwa ada kemungkinan tumpang tindih dalam gejala visual antara kedua penyakit ini, yang mungkin menyebabkan kebingungan bagi model [24].

Kelas Northern Leaf Spot menunjukkan performa baik dengan precision 0.9252 dan recall 0.9519, menghasilkan f1-score 0.9384. Meskipun hasilnya baik, ada beberapa kesalahan klasifikasi yang perlu dianalisis lebih lanjut. Kesalahan ini bisa disebabkan oleh variasi dalam penampilan daun yang terinfeksi atau kurangnya data pelatihan untuk kondisi tertentu dari penyakit ini. Oleh karena itu, pengumpulan data tambahan dan augmentasi citra dapat menjadi langkah penting untuk meningkatkan kinerja model di masa depan. Hasil klasifikasi ini memiliki implikasi signifikan bagi praktik pertanian modern. Dengan kemampuan untuk mendeteksi penyakit secara akurat dan cepat, petani dapat mengambil tindakan preventif lebih awal untuk mengurangi kerugian hasil panen.

Model ini dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile atau perangkat lunak berbasis web yang memungkinkan petani untuk memeriksa kesehatan tanaman mereka secara mandiri dengan menggunakan gambar daun jagung. Untuk meningkatkan kinerja model lebih lanjut, disarankan agar dilakukan evaluasi berkelanjutan terhadap dataset pelatihan dan pengujian. Penambahan lebih banyak data dari kondisi lapangan yang bervariasi dapat membantu model belajar dari variasi visual yang lebih luas dan meningkatkan akurasi klasifikasi pada kelas-kelas yang lebih sulit dibedakan. Selain itu, eksplorasi arsitektur model lain atau teknik transfer learning dapat memberikan wawasan baru dan potensi peningkatan kinerja di masa depan [25]. Dengan hasil klasifikasi ini tidak hanya menunjukkan keberhasilan model dalam mendeteksi penyakit daun jagung tetapi juga membuka jalan penelitian lebih lanjut dan pengembangan solusi berbasis teknologi dalam pertanian berkelanjutan.

4 KESIMPULAN

Hasil klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan model berbasis VGG19 menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi mencapai 97.96%. Model ini berhasil mengidentifikasi lima kelas penyakit dengan tingkat precision, recall, dan f1-score yang tinggi, terutama untuk kelas Common Rust dan Healthy yang memiliki hasil sempurna. Meskipun ada tantangan dalam membedakan beberapa penyakit yang memiliki gejala serupa, secara keseluruhan, model ini menunjukkan potensi besar dalam mendukung pengelolaan kesehatan tanaman jagung secara efektif. Analisis lebih lanjut melalui confusion matrix dan classification report memperlihatkan bahwa performa model sangat optimal pada beberapa kelas, namun masih ada kesalahan klasifikasi pada penyakit dengan gejala mirip, seperti *Grey Leaf Spot* dan *Northern Leaf Blight*. Hal ini menunjukkan perlunya strategi tambahan berupa augmentasi data, penambahan citra dari kondisi lapangan yang lebih bervariasi, serta kemungkinan penerapan segmentasi citra agar akurasi semakin meningkat. Dari sisi implementasi, penelitian ini memiliki kontribusi nyata bagi sektor pertanian, khususnya dalam mendukung upaya peningkatan produktivitas jagung di Indonesia. Model berbasis VGG19 dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile atau sistem berbasis web sehingga petani mampu melakukan diagnosis mandiri hanya dengan memotret daun menggunakan kamera ponsel. Hal ini tidak hanya mempercepat proses deteksi, tetapi juga membantu petani dalam mengambil langkah pencegahan atau pengobatan lebih awal sehingga kerugian hasil panen dapat diminimalkan. Lebih jauh, penelitian ini membuka ruang pengembangan untuk studi lanjutan. Eksperimen dengan arsitektur lain seperti ResNet, EfficientNet, atau MobileNet dapat dijadikan perbandingan untuk melihat apakah terdapat peningkatan performa maupun efisiensi komputasi. Selain itu, integrasi dengan konsep pertanian cerdas (smart farming), misalnya penggunaan Internet of Things (IoT) untuk pengumpulan data real-time, dapat memperluas pemanfaatan hasil penelitian ini ke arah sistem monitoring otomatis. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya membuktikan efektivitas VGG19 dalam mendeteksi penyakit daun jagung, tetapi juga memberikan landasan penting bagi penerapan kecerdasan buatan dalam pertanian berkelanjutan di masa depan.

Copyright © 2025 The Author, Page 268

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Protected by PDF Anti-Copy Free

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ISSN 2607-0507 (Media Online)
Vol 5 No 1, September 2025, Page: 260-269
<https://djournal.com/jieee>
DOI: 10.47065/jieee.v5i1.2702



REFERENCES

- [1] A. Abliansyah, B. Baharuddin, dan M. ... "Klasifikasi Jenis Beras Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Pada Arsitektur Mobilenet." *J. Inf. dan Tek. Komput.*, vol. 9, no. 2, hal. 299-305, 2024, doi: 10.51876/simtek.v9i2.1334.
- [2] F. N. Darmawan, E. P. Silmina, dan T. Hardiani, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Website." *Pros. Semin. Nas. Penelit. dan Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 2, no. 2, hal. 871-881, 2024.
- [3] A. Ihsanul Rasidi, Y. A. H. Pasaribu, A. Ziqri, dan F. D. Adhinata, "Klasifikasi Sampah Organik dan Non-Organik Menggunakan Convolutional Neural Network." *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 1, hal. 142-149, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i1.4314.
- [4] A. E. Putra, K. Kartini, dan A. P. Sari, "Metode Convolutional Neural Network dan Extreme Gradient Boost untuk Mengklasifikasi Penyakit Pneumonia." *JASIEK (Jurnal Apl. Sains, Informasi, Elektron. dan Komputer)*, vol. 6, no. 1, hal. 33-40, 2024, doi: 10.26905/jasiek.v6i1.11464.
- [5] D. A. Budi, "Perancangan Sistem Login pada Aplikasi Berbasis GUI Menggunakan QtDesigner Python." *J. SIMADA (Sistem Inf. dan Manaj. Basis Data)*, vol. 4, no. 2, hal. 92-100, 2021, doi: 10.30873/simada.v4i2.2961.
- [6] N. Bangkit Indarmawan, M. M. Yosbananda, dan A. Zaenul, "Analisa Hierarki Tipografi Pada Ui Web Menggunakan Hitungan Fibonacci Dengan Aplikasi Adobe Illustrator." *Insect (Informatics Secur. J. Tek. Inform.)*, vol. 11, no. 1, hal. 25-33, 2025, doi: 10.33506/insect.v11i1.4215.
- [7] N. IBRAHIM *et al.*, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Pucuk Daun Teh menggunakan Metode Convolutional Neural Network." *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 1, hal. 162, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i1.162.
- [8] AL Sigit Guntoro, Edy Julianto, dan Djoko Budiyo, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network." *J. Inform. Atma Jogja*, vol. 3, no. 2, hal. 155-160, 2022, doi: 10.24002/jiaj.v3i2.6790.
- [9] E. A. Nugroho, D. Mulyadi, dan Nanang Roni Wibowo, "Sistem Klasifikasi Citra untuk Proses Inspeksi Kain Menggunakan Teachable Machine dan Raspberry Pi." *J. Teknol.*, vol. 14, no. 1, hal. 49-60, 2024, doi: 10.51132/teknologika.v14i1.368.
- [10] G. Gumelar *et al.*, "Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech) Implentation of CNN for Corn Leaf Disease Identification." vol. 6, no. 2, hal. 175-180, 2025.
- [11] E. Zidni dan M. Akbar, "Klasifikasi Citra Makanan Khas Kota Pasuruan menggunakan Convolutional Neural Network." *Informatics Artif. Intell. J.*, vol. 1, no. 2, hal. 65-72, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <http://jurnal.forai.or.id/index.php/forai/article/view/10>
- [12] R. Rahayu, "Rancang Bangun Smart Traffic Light Dengan Computer Vision Sebagai Optimalisasi Pengaturan Lalu Lintas." no. 32, 2023.
- [13] L. R. Aisyah, M. Azka, A. Musthofa, dan K. Yulianto, "Perancangan Aplikasi Alat Uji Motor Listrik UAV Berbasis Graphic User Interface (GUI) Menggunakan Software Python." *Aviat. Sci. Technol. J.*, vol. 1, no. 01, hal. 20-26, 2024, doi: 10.54147/astj.v1i01.1022.
- [14] M. Yusuf, R. Ruimassa, A. I. Tawainella, dan D. Maharani, "Klasifikasi Kualitas Beras Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Android." *J. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 2, hal. 186-192, 2024, doi: 10.35508/jicon.v12i2.18004.
- [15] Imam Fathurrahman, Mahpuz, Muhamad Djamaluddin, Lalu Kerta Wijaya, dan Ida Wahidah, "Pengembangan Model Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Berbasis Citra Digital [Development of Convolutional Neural Network (CNN) Model for Skin Disease Classification Based on Digital Images]." *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 8, no. 1, hal. 298-308, 2025.
- [16] W. Tarasiuk dan K. Halicka, "Artificial intelligence in manufacturing – systematic literature review." *Sci. Pap. Silesian Univ. Technol. Organ. Manag. Ser.*, vol. 2025, no. 215, 2025, doi: 10.29119/1641-3466.2025.215.39.
- [17] H. Rahman, R. S. D'Cruze, M. U. Ahmed, R. Sohlberg, T. Sakao, dan P. Funk, "Artificial Intelligence-Based Life Cycle Engineering in Industrial Production: A Systematic Literature Review." *IEEE Access*, vol. 10, no. December, hal. 133001-133015, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3230637.
- [18] S. Sriani dan A. Nabila, "Implementasi Deep Learning Untuk Mengidentifikasi Umur Manusia Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)." *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, hal. 1836-1843, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4457.
- [19] M. Nur, B. Rahman, C. Cakra, A. Patombongi, S. Samsuddin, dan F. Kahar, "Mendeteksi Dan Mengklasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Jagung Menggunakan Jaringan Saraf Konvolusional." *Simtek J. Sist. Inf. dan Tek. Komput.*, vol. 10, no. 1, hal. 94-99, 2025, doi: 10.51876/simtek.v10i1.1498.
- [20] T. Informasi, M. Sandi, dan M. Knn, "Jurnal Pengembangan Sistem Deteksi Hand Gesture untuk Mempermudah Development of Hand Gesture Detection System to." vol. 12, no. 1, hal. 31-40, 2025.
- [21] R. Ronal dan Y. Yuliana, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam Penerjemahan Bahasa Isyarat bagi Penyandang Disabilitas Tunarungu." *J. Pustaka AI (Pusat Akses Kaji. Teknol. Artif. Intell.)*, vol. 5, no. 1, hal. 30-34, 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i1.906.
- [22] B. Widiyanto, E. Utami, dan D. Ariatmanto, "Identifikasi Penyakit Tanaman Jagung Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network." *Techno.Com*, vol. 22, no. 3, hal. 599-608, 2023, doi: 10.33633/te.v22i3.8425.
- [23] I. Wirabowo dan I. Susilawati, "Implementasi Convolution Neural Network (CNN) untuk Deteksi Penyakit pada Daun Jagung Berbasis Citra Digital." *J. Pustaka Data (Pusat Akses Kaji. Database, Anal. Teknol. dan Arsit. Komputer)*, vol. 5, no. 1, hal. 233-241, 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakadata.v5i1.1046.
- [24] M. S. Pramono dan A. P. Wibowo, "Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Padi Dari Citra Daun Menggunakan Model Resnet-101." *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, hal. 415-430, 2024, doi: 10.46576/djtechno.v5i3.5098.
- [25] M. Yusuf, Khoirunnisa, D. Kurniawan, dan T. Agustin, "Klasifikasi penyakit tanaman jagung dengan kecerdasan buatan berbasis CNN." *Semin. Nas. AMIKOM Surakarta*, no. November, hal. 355-368, 2024.

Copyright © 2025 The Author, Page 269

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

LAMPIRAN 5 **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BEBAS PLAGIASI**SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIASI**

Menerangkan bahwa mahasiswa :

Nama : Setiyo Adi Wibowo

NIM : 2102020163

Fakultas : Ilmu Teknik

Program Studi : Informatika

Memiliki jurnal dengan Judul **“Penerapan Model Transfer Learning Dalam Mendalami Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur VGG19”** Telah diterbitkan pada Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering (JIEEE) Vol.5 No.1 – September 2025. Sehingga dinyatakan memenuhi standar bebas plagiasi dari Universitas Bina Insan.

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

Lubuklinggau, 10 Oktober 2025




Kepala LPPM



Dr. Ahmad Fahrudin, M. Pd.

Protected by PDF Anti-Copy Free
LAMPIRAN.16
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

KELAYAKAN PENJILIDAN SKRIPSI




UNIVERSITAS BINA INSAN

FORM KELAYAKAN PENJILIDAN SKRIPSI

Nama : Setiyo Adi Wibowo
 NIM : 210202163
 Konsentrasi :
 Program Studi : Informatika
 Judul : Penerapan Model Transfer Learning Dalam Mendalami Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur VGG19

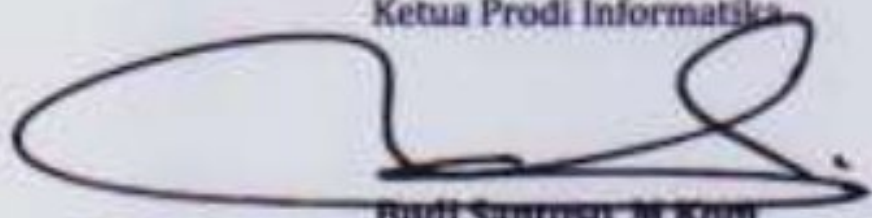
Dosen Pembimbing I : Dr. Rudi Kurniawan, ST, M.Kom
 Dosen Pembimbing II : Budi Santoso, M.Kom
 Tanggal Ujian Skripsi : 25 Januari 2025

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 INGGRES)	✓
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 BEMBININGAN SKRIPSI	✓
> FORMULIR BEMBININGAN 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 Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

Pemeriksa Kelayakan,
 Ketua Prodi Informatika


Budi Santoso, M.Kom