

**DETEKSI PENYAKIT POWDERY MILDEW PADA DAUN
LABU MELALUI PENERAPAN ALGORITMA
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

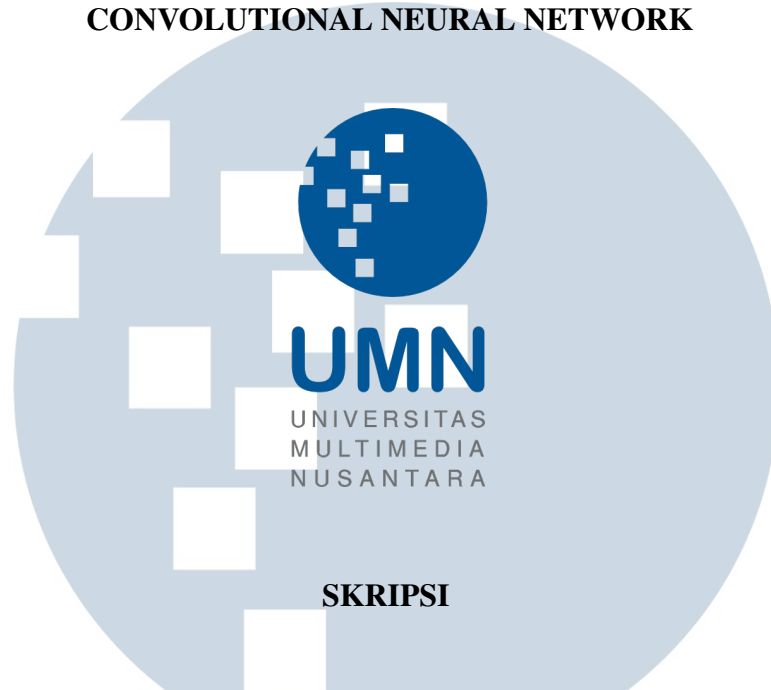


SKRIPSI

**Wilson Alvis
00000042008**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG
2025**

**DETEKSI PENYAKIT POWDERY MILDEW PADA DAUN
LABU MELALUI PENERAPAN ALGORITMA
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**



SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom.)

Wilson Alvis

00000042008

UMN

**UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA**

TANGERANG

2025

HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Dengan ini saya,

Nama : Wilson Alvis
Nomor Induk Mahasiswa : 00000042008
Program Studi : Informatika

Skripsi dengan judul:

Deteksi Penyakit Powdery Mildew pada Daun Labu Melalui Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network

merupakan hasil karya saya sendiri bukan plagiat dari laporan karya tulis ilmiah yang ditulis oleh orang lain, dan semua sumber, baik yang dikutip maupun dirujuk, telah saya nyatakan dengan benar serta dicantumkan di Daftar Pustaka.

Jika di kemudian hari terbukti ditemukan kecurangan/penyimpangan, baik dalam pelaksanaan maupun dalam penulisan laporan karya tulis ilmiah, saya bersedia menerima konsekuensi dinyatakan TIDAK LULUS untuk mata kuliah yang telah saya tempuh.

Tangerang, 7 Maret 2025



(Wilson Alvis)

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi dengan judul

DETEKSI PENYAKIT POWDERY MILDEW PADA DAUN LABU MELALUI PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

oleh

Nama : Wilson Alvis
NIM : 00000042008
Program Studi : Informatika
Fakultas : Fakultas Teknik dan Informatika

Telah diujikan pada hari Senin, 28 Juli 2025

Pukul 15.00 s/s 17.00 dan dinyatakan

LULUS

Dengan susunan penguji sebagai berikut

Ketua Sidang

(Dr. Adhi Kusnadi, S.T., M.Si.)

NIDN: 0303037304

Penguji

(Marlinda V. Overbeek, S.Kom.,

M.Kom.)

NIDN: 0818038501

Pembimbing

(Fenina Adline Twince Tobing, S.Kom., M.Kom)

NIDN: 0406058802

Ketua Program Studi Informatika,

(Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc. (OCA, CEH, CEI))

NIDN: 0315109103

iii

Deteksi Penyakit Powdery Mildew..., Wilson Alvis, Universitas Multimedia Nusantara

**HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIS**

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Wilson Alvis
NIM : 00000042008
Program Studi : Informatika
Jenjang : S1
Judul Karya Ilmiah : Deteksi Penyakit Powdery Mildew
pada Daun Labu Melalui Penerapan
Algoritma Convolutional Neural
Network

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa saya bersedia (**pilih salah satu**):

- ☒ Saya bersedia memberikan izin sepenuhnya kepada Universitas Multimedia Nusantara untuk mempublikasikan hasil karya ilmiah saya ke dalam repositori Knowledge Center sehingga dapat diakses oleh Sivitas Akademika UMN/Publik. Saya menyatakan bahwa karya ilmiah yang saya buat tidak mengandung data yang bersifat konfidensial.
- ☐ Saya tidak bersedia mempublikasikan hasil karya ilmiah ini ke dalam repositori Knowledge Center dikarenakan dalam proses pengajuan publikasi ke jurnal/konferensi nasional/internasional (dibuktikan dengan *letter of acceptance*) **.
- ☐ Lainnya, pilih salah satu:
- Hanya dapat diakses secara internal Universitas Multimedia Nusantara
 - Embargo publikasi karya ilmiah dalam kurun waktu tiga tahun.

Tangerang, 7 Maret 2025

Yang menyatakan

Wilson Alvis

KATA PENGANTAR

Puji syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan penyertaan-Nya, sehingga skripsi berjudul "Deteksi Penyakit Powdery Mildew pada Daun Labu melalui Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network" ini dapat diselesaikan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Komputer. Ucapan terima kasih saya sampaikan kepada:

1. Bapak Dr. Andrey Andoko, M.Sc., selaku Rektor Universitas Multimedia Nusantara.
2. Bapak Dr. Eng. Niki Prastomo, S.T., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
3. Bapak Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc. (OCA, CEH, CEI), selaku Ketua Program Studi Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
4. Bapak Fenina Adline Twince Tobing, S.Kom., M.Kom, sebagai Pembimbing pertama yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi atas terselesainya tugas akhir ini.
5. Keluarga saya yang telah memberikan dukungan, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
6. Sahabat-sahabat terkasih yang telah setia menemani perjalanan panjang ini.
7. Teman-teman seperjuangan, baik yang berhasil tiba di garis akhir maupun yang telah gugur di tengah jalan, saya ucapkan terima kasih atas kebersamaan dan canda-tawa yang pernah kita bagi.

Semoga karya ilmiah ini, meskipun jauh dari sempurna, dapat menjadi pijakan awal untuk karya-karya berikutnya dan bermanfaat bagi pembaca.

Tangerang, 7 Maret 2025


Wilson Alvis

DETEKSI PENYAKIT POWDERY MILDEW PADA DAUN LABU MELALUI PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Wilson Alvis

ABSTRAK

Penyakit *Powdery Mildew* merupakan salah satu ancaman utama bagi produktivitas tanaman labu di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi penyakit tersebut secara dini dari citra daun menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan terdiri dari 2.000 citra daun labu yang terbagi dalam lima kelas, yang kemudian diklasifikasikan secara biner: *Powdery Mildew* dan *Not_Powdery_Mildew*. Dua model dikembangkan, yaitu CNN buatan dan model berbasis VGG16 dengan fine-tuning. Eksperimen dilakukan pada tiga skema pembagian data: 72:18:10, 80:10:10, dan 70:15:15. Hasil menunjukkan bahwa model VGG16 secara konsisten unggul, dengan akurasi tertinggi 95,75% dan recall kelas *Powdery Mildew* mencapai 0,89. Sebaliknya, CNN buatan memiliki akurasi tertinggi 94,75% namun menunjukkan penurunan recall pada kelas minoritas. Temuan ini menegaskan pentingnya mempertimbangkan recall dalam konteks deteksi dini penyakit tanaman. Model VGG16 terbukti lebih andal dalam mengidentifikasi kasus positif dan berpotensi digunakan sebagai alat bantu pertanian presisi.

Kata kunci: CNN, Deteksi Dini, *Powdery Mildew*, Daun Labu, VGG16



Detection of Powdery Mildew on Pumpkin Leaves Using Convolutional Neural Network Algorithm

Wilson Alvis

ABSTRACT

Powdery Mildew disease is one of the main threats to pumpkin crop productivity in Indonesia. This study aims to detect the disease early from leaf images using a Convolutional Neural Network (CNN) algorithm. The dataset used consists of 2,000 pumpkin leaf images divided into five classes, which were then binarily classified into Powdery Mildew and Not Powdery Mildew. Two models were developed: a custom CNN model and a fine-tuned VGG16-based model. Experiments were conducted using three data split schemes: 72:18:10, 80:10:10, and 70:15:15. Results show that the VGG16 model consistently outperformed the custom CNN, achieving the highest accuracy of 95.75% and a recall of 0.89 for the Powdery Mildew class. In contrast, the custom CNN model reached a maximum accuracy of 94.75% but showed a decline in recall for the minority class. These findings highlight the importance of recall in the context of early plant disease detection. The VGG16 model has proven to be more reliable in identifying positive cases and shows potential as a tool for precision agriculture.

Keywords: CNN, Early Detection, *Powdery Mildew*, Pumpkin Leaf, VGG16



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN TIDAK MELAKUKAN PLAGIAT	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI ILMIAH	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN/MOTO	vi
KATA PENGANTAR	vii
ABSTRAK	viii
ABSTRACT	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR KODE	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Permasalahan	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Penulisan	6
BAB 2 LANDASAN TEORI	7
2.1 Penyakit <i>Powdery Mildew</i> pada Daun Labu	7
2.2 Pra-pemrosesan Citra	8
2.2.1 Resize dan Normalisasi	8
2.2.2 Augmentasi Data	9
2.3 Penanganan Ketidakseimbangan Kelas	11
2.4 Pembagian Data	12
2.5 Convolutional Neural Network (CNN)	14
2.5.1 Convolutional Layer	14
2.5.2 Activation Function	16
2.5.3 Pooling Layer	17
2.5.4 Fully Connected Layer	19
2.5.5 Softmax Output	20
2.5.6 Regularisasi dan Optimisasi	21
2.5.7 Desain Hyperparameter	23
2.6 Arsitektur VGG-16	25
2.6.1 Struktur VGG-16	26
2.6.2 Keunggulan VGG-16 dalam Transfer Learning	26
2.6.3 Penerapan dalam Penelitian	27
2.6.4 Fine-tuning dan Freezing	27
2.7 Metrik Evaluasi Klasifikasi	27
2.7.1 Confusion Matrix	27
2.7.2 Accuracy	28
2.7.3 Precision	28
2.7.4 Recall (Sensitivity)	28
2.7.5 F1-Score	29
2.7.6 Fokus pada Recall dalam Deteksi <i>Powdery Mildew</i>	29
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	30

3.1	Telaah Literatur	30
3.2	Perancangan Sistem	33
3.3	Pengumpulan Data	35
3.4	Pra-pemrosesan Data	37
3.4.1	Pra-pemrosesan untuk Model CNN Konvensional	37
3.4.2	Pra-pemrosesan untuk Model VGG16	38
3.5	Pembagian Dataset	39
3.5.1	Stratified Split (72% : 18% : 10%)	40
3.5.2	Direct Split 80:20 (Train : Val : Test = 80% : 10% : 10%)	40
3.5.3	Direct Split 70:30 (Train : Val : Test = 70% : 15% : 15%)	41
3.6	Perancangan Arsitektur Model	42
3.6.1	Model CNN Konvensional	42
3.6.2	Model VGG16 dengan Fine-tuning	43
3.7	Rangkaian Proses Pelatihan Model	44
3.8	Visualisasi dan Evaluasi Model	46
3.8.1	Visualisasi Kurva Pelatihan	46
3.8.2	Evaluasi Kinerja Model	46
BAB 4	HASIL DAN DISKUSI	48
4.1	Spesifikasi Lingkungan Pengujian	48
4.2	Hasil Eksperimen Pra-Pemrosesan	48
4.3	Hasil Pelatihan	50
4.3.1	Hasil Pelatihan Model CNN Buatan	50
4.3.2	Hasil Pelatihan Model VGG16	53
4.3.3	Analisis Komparatif Pelatihan Model	57
4.4	Pengujian Model	59
4.4.1	Split Stratifikasi 72:18:10	59
4.4.2	Split 80:10:10	61
4.4.3	Split 70:15:15	63
4.5	Analisis dan Interpretasi Hasil	65
BAB 5	SIMPULAN DAN SARAN	68
5.1	Simpulan	68
5.2	Saran	68
DAFTAR PUSTAKA		69

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Studi terdahulu menggunakan model deep learning untuk deteksi <i>Powdery Mildew</i> pada daun labu	31
Tabel 3.2	Perbandingan skema pembagian data	40
Tabel 4.1	Distribusi jumlah citra sebelum dan sesudah augmentasi . .	49
Tabel 4.2	Perbandingan Kinerja Model CNN Buatan dan VGG16 pada Tiga Skema Split	66



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Ilustrasi bercak putih khas <i>Powdery Mildew</i> yang muncul pada permukaan daun labu. Sumber: [17].	7
Gambar 2.2	Contoh hasil augmentasi citra: gambar asli dan hasil transformasi seperti rotasi, flipping, <i>shear</i> , zoom, serta perubahan kecerahan. Sumber: [32].	11
Gambar 2.3	Arsitektur umum CNN terdiri dari blok konvolusi, aktivasi, pooling, dan <i>fully connected layer</i> . Sumber: [33].	14
Gambar 2.4	Ilustrasi operasi konvolusi dua dimensi (2D) pada citra menggunakan filter berukuran 3×3 untuk menghasilkan peta fitur. Sumber: [34].	15
Gambar 2.5	Perbandingan hasil <i>max pooling</i> dan <i>average pooling</i> pada jendela berukuran 2×2 . Sumber:	17
Gambar 2.6	Ilustrasi lapisan <i>fully connected</i> yang menghubungkan seluruh neuron hasil proses <i>flatten</i> ke setiap kelas output. Sumber: [36].	19
Gambar 2.7	Distribusi probabilitas kelas yang dihasilkan oleh fungsi aktivasi <i>Softmax</i> . Sumber:	20
Gambar 2.8	Ilustrasi arsitektur bertingkat dari VGG-16, yang terdiri atas blok konvolusi berulang dan lapisan klasifikasi.	25
Gambar 3.1	Diagram alur tahapan dalam Bab III: Metodologi Penelitian.	34
Gambar 3.2	Contoh citra lima kelas pada <i>Pumpkin Leaf Disease Dataset</i> : <i>Powdery Mildew</i> , <i>Mosaic Disease</i> , <i>Downy Mildew</i> , <i>Bacterial Leaf Spot</i> , dan daun sehat. Sumber: [17].	36
Gambar 3.3	Ilustrasi visual proporsi pembagian data. Warna biru: pelatihan, oranye: validasi, hijau: pengujian.	41
Gambar 3.4	Diagram alur skema pembagian data, augmentasi, pelatihan, dan evaluasi model dalam penelitian ini.	44
Gambar 4.1	Contoh citra asli dan hasil augmentasi. Citra diambil dari [17] dan diaugmentasi.	49
Gambar 4.2	Kurva akurasi dan loss pelatihan vs validasi untuk model CNN custom pada skema 72:18:10	51
Gambar 4.3	Kurva akurasi dan loss pelatihan vs validasi untuk model CNN custom pada skema 80:10:10	52
Gambar 4.4	Kurva akurasi dan loss pelatihan vs validasi untuk model CNN custom pada skema 70:15:15	53
Gambar 4.5	Kurva akurasi dan loss pelatihan vs validasi untuk model VGG16 pada skema 72:18:10	55
Gambar 4.6	Kurva akurasi dan loss pelatihan vs validasi untuk model VGG16 pada skema 80:10:10	56
Gambar 4.7	Kurva akurasi dan loss pelatihan vs validasi untuk model VGG16 pada skema 70:15:15	57
Gambar 4.8	Confusion Matrix – Model CNN Buatan pada Split 72:18:10	60
Gambar 4.9	Confusion Matrix – Model VGG16 pada Split 72:18:10 . .	61
Gambar 4.10	Confusion Matrix – Model CNN Buatan pada Split 80:10:10	62
Gambar 4.11	Confusion Matrix – Model VGG16 pada Split 80:10:10 . .	63

Gambar 4.12 Confusion Matrix – Model CNN Buatan pada Split 70:15:15 64

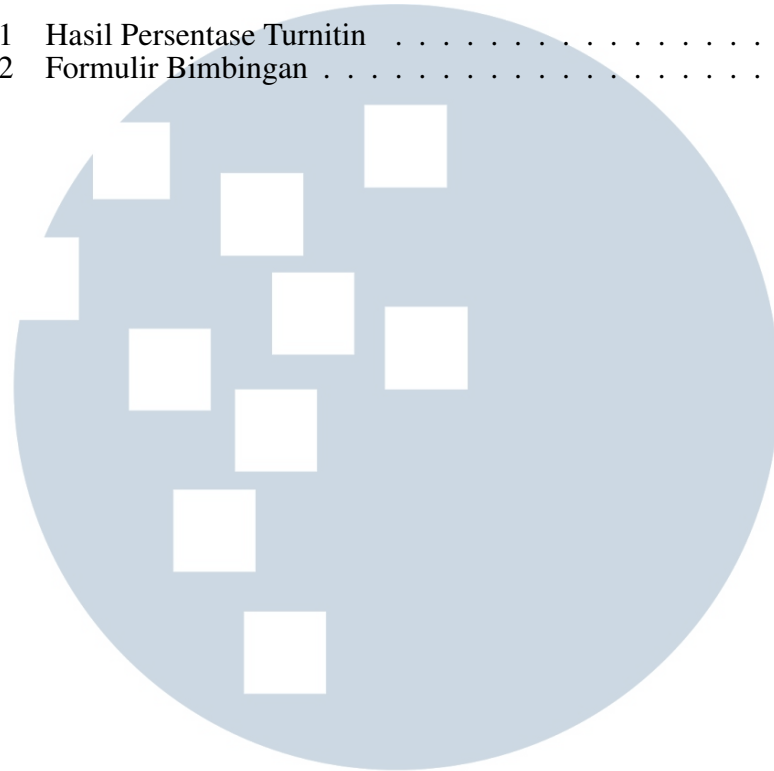
Gambar 4.13 Confusion Matrix – Model VGG16 pada Split 70:15:15 . . 65



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Hasil Persentase Turnitin	74
Lampiran 2	Formulir Bimbingan	75



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA