

**OPTIMALISASI MODEL ARSITEKTUR MOBILENETV2
MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT
DAUN TEBU**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi *SI-Informatika*



disusun oleh

MUHAMMAD ZHAFIR ZAYDAN

21.11.3913

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

**OPTIMALISASI MODEL ARSITEKTUR MOBILENETV2
MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT
DAUN TEBU**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi *SI-Informatika*



disusun oleh

MUHAMMAD ZHAFIR ZAYDAN

21.11.3913

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

OPTIMALISASI MODEL ARSITEKTUR MOBILENETV2
MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN TEBU

yang disusun dan diajukan oleh

MUHAMMAD ZHA FIR ZAYDAN

21.11.3913

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 24 Desember 2024

Dosen Pembimbing,



Rumini, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302246

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI

OPTIMALISASI MODEL ARSITEKTUR MOBILENETV2
MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN TEBU

yang disusun dan diajukan oleh
MUHAMMAD ZHAFFIR ZAYDAN
21.11.3913

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 24 Desember 2024

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Lilis Dwi Farida, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302288

Dewi Anisa Istiqomah, S.Pd., M.Cs
NIK. 190302483

Rumini, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302246

Skrripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 24 Desember 2024

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Hanif Al Fatta, S.Kom., M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302096

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Muhammad Zhaifir Zaydan
NIM : 21.11.3913

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

Optimalisasi Model Arsitektur MobileNetV2 Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tebu

Dosen Pembimbing: Rumini, S.Kom., M.Kom.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 24 Desember 2024

Yang Menyatakan:



Muhammad Zhaifir Zaydan

HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan kesehatan, rahmat, dan hidayah-Nya, sehingga penulis diberikan kekuatan untuk menyelesaikan laporan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana. Meskipun skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, penulis merasa bangga dapat mencapai tahap ini. Dengan penuh rasa syukur dan penghargaan, skripsi ini penulis persembahkan dengan tulus kepada:

1. Kedua Orang Tua Tercinta yang selalu memberikan cinta, doa, dukungan, dan pengorbanan tanpa henti. Terima kasih atas kesabaran, semangat, dan motivasi yang tiada pernah surut. Semua pencapaian ini tak lepas dari kasih sayang dan dukungan yang luar biasa.
2. Keluarga Besar yang selalu memberikan dukungan moral dan semangat selama proses pendidikan hingga skripsi ini terselesaikan.
3. Dosen Pembimbing dan Pengajar yang dengan sabar dan penuh dedikasi memberikan bimbingan, arahan, dan ilmu yang sangat berarti selama masa studi hingga penulisan skripsi ini.
4. Teman - teman dan Sahabat Terbaik yang telah memberikan dukungan, semangat, dan kebersamaan, baik dalam suka maupun duka selama menjalani masa perkuliahan.
5. Almamater Tercinta yang telah menjadi tempat untuk belajar dan berkembang, memberikan kesempatan untuk menempa diri dan meraih mimpi.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas limpahan rahmat, karunia, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Skripsi ini diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana di Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta.

Pada kesempatan ini, penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Mohammad Suyanto, M.M., selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta, yang telah memberikan kesempatan dan fasilitas untuk melaksanakan studi di universitas ini.
2. Bapak Hanif Al Fatta, S.Kom., M.Kom., Ph.D., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta, atas dukungan dan arahannya selama proses perkuliahan.
3. Ibu Windha Mega Pradnya Dhuhiya, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Program Studi S1 Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta, atas bimbingan dan motivasinya selama penulis menjalani masa studi.
4. Ibu Rumini, S.Kom., M.Kom, selaku Dosen Pembimbing yang telah sabar memberikan bimbingan, masukan, dan arahan hingga skripsi ini dapat terselesaikan.
5. Tim Dosen Penguji, atas evaluasi, saran, dan kritik yang membangun untuk menyempurnakan skripsi ini.

Akhir kata, semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan rahmat dan karunia-Nya serta membalas segala amal baik dan kebaikan dari semua pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Yogyakarta, 24 Desember 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xv
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xvi
DAFTAR ISTILAH	xvii
INTISARI	xviii
ABSTRACT	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Studi Literatur	6

2.2	Dasar Teori	17
2.2.1	Tebu (<i>Saccharum officinarum L.</i>)	17
2.2.2	Penyakit Daun Tebu	18
2.2.3	Kecerdasan Buatan (AI)	22
2.2.4	Machine Learning	23
2.2.5	Deep Learning	24
2.2.6	Computer Vision	24
2.2.7	Convolutional Neural Network (CNN)	25
2.2.8	MobileNetV2	27
2.2.9	Fine-Tuning	28
2.2.10	Flask	29
2.2.11	Visual Studio Code	29
BAB III	METODE PENELITIAN	30
3.1	Objek Penelitian	30
3.2	Alur Penelitian	30
3.2.1	Dataset	32
3.2.2	Pre-Processing	34
3.2.3	Model MobileNetV2	39
3.2.4	Training	41
3.2.5	Metode Fine-Tuning	42
3.2.6	Evaluasi	43
3.3	Alat dan Bahan	45
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	46
4.1	Dataset	46
4.2	Hasil Pre-Processing	47

4.2.1 Hasil Konversi Numpy Array	47
4.2.2 Hasil dari Label Encoder.....	48
4.2.3 Hasil Split Data	49
4.2.4 Hasil dari Normalisasi Data	50
4.2.5 Hasil dari <i>One-Hot Encoding</i>	51
4.2.6 Hasil Augmentasi Data	51
4.3 Membangun Model <i>MobileNetV2</i>	53
4.4 Training Model	59
4.5 Fine-Tuning Model	63
4.6 Evaluasi Model	67
4.6.1 Hasil <i>Confusion Matrix</i>	67
4.6.2 Hasil <i>Classification Report</i>	68
4.6.3 Hasil <i>Output Image</i>	69
4.7 Eksperimen Perbandingan	71
4.8 Perbandingan Penelitian.....	73
4.9 Implementasi	74
BAB V PENUTUP	80
5.1 Kesimpulan.....	80
5.2 Saran	80
REFERENSI	81
LAMPIRAN	94

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keaslian Penelitian.....	12
Tabel 3.1 Contoh gambar dataset dari setiap kelas kategori.....	32
Tabel 3.2 Mengonversi setiap kategori menjadi angka dengan Label Encoder.....	35
Tabel 3.3 Proporsi dari pembagian data training, testing dan validation.....	36
Tabel 3.4 Kategori yang dikonversi ke dalam format numerik non-ordinal dengan One-Hot Encoding.....	38
Tabel 3.5 Parameter dari training data.....	41
Tabel 3.6 Parameter dari fine-tuning.....	42
Tabel 3.7 Spesifikasi dari Perangkat Keras dan Perangkat Lunak yang digunakan pada penelitian ini.....	45
Tabel 4.1 Eksperimen perbandingan pada proses training dengan epoch 75, 100, 125.....	61
Tabel 4.2 Perbandingan eksperimen model Manual MobileNetV2 dan Transfer Learning Pre-trained weights MobileNetV2 (Import).....	71
Tabel 4.3 Perbandingan Penelitian.....	73

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tebu (<i>Saccharum officinarum</i> L.).....	17
Gambar 2.2 Penyakit daun tebu Bacterial Blight.....	18
Gambar 2.3 Penyakit daun tebu Mosaic.....	19
Gambar 2.4 Penyakit daun tebu RedRot.....	20
Gambar 2.5 Penyakit daun tebu Rust.....	21
Gambar 2.6 Penyakit daun tebu Yellow Leaf.....	22
Gambar 2.7 Hubungan antara deep learning, machine learning dan kecerdasan buatan (AI).....	23
Gambar 2.8 Diagram skematik dari arsitektur jaringan saraf tiruan (CNN) dasar[25].	26
Gambar 2.9 Struktur model arsitektur MobileNetV2[26].....	28
Gambar 3.1 Alur Penelitian.....	31
Gambar 3.2 Visualisasi total data dari tiap kategori.....	33
Gambar 3.3 Konversi gambar ke dalam bentuk Numpy Array 3D.....	34
Gambar 3.4 Visualisasi dari normalisasi data pada gambar.....	37
Gambar 3.5 Visualisasi dari gambar yang telah di augmentasi data.....	39
Gambar 3.6 Confusion Matrix.....	43
Gambar 4.1 Kode untuk memuat dataset direktori lokal.....	46
Gambar 4.2 Visualisasi dengan 1 sampel gambar dari dataset penyakit daun tebu tiap kategori.....	47

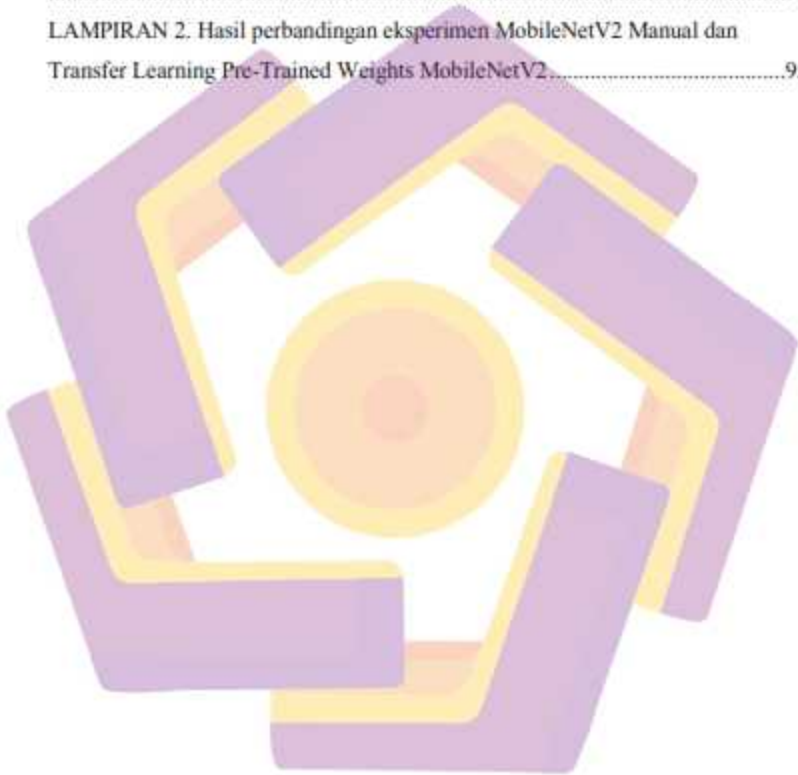
Gambar 4.3 Kode dan hasil total gambar pada dataset yang telah dikonversi kedalam bentuk numpy array.....	47
Gambar 4.4 Kode dan hasil dari nama kelas kategori yang sudah di Label Encoder.	48
Gambar 4.5 Kode dan hasil dari split data 80:10:10 untuk data training, testing dan validation.....	49
Gambar 4.6 Kode dan hasil validasi jika data sudah ternormalisasi dengan rentang nilai 0-1.	50
Gambar 4.7 Kode dan hasil dari kelas kategori yang sudah di One-Hot Encoding.	51
Gambar 4.8 Kode augmentasi data dan hasil dari salah satu gambar yang sudah dilakukan augmentasi.....	52
Gambar 4.9 Kode blok Expansion menggunakan Convolutional Layer 1x1.	54
Gambar 4.10 Kode blok Depthwise Convolutional.....	54
Gambar 4.11 Kode blok Projection.....	54
Gambar 4.12 Kode dari blok Bottleneck Residual Connection.....	55
Gambar 4.13 Implementasi kode MobileNetV2 untuk input gambar dan layer convolutional, batch normalization dan fungsi aktivasi ReLU6.....	55
Gambar 4.14 Struktur 17 Blok Bottleneck.....	57
Gambar 4.15 Kode tahap akhir ekstraksi fitur MobileNetV2.....	57
Gambar 4.16 Kode tahap akhir arsitektur MobileNetV2.....	58
Gambar 4.17 Kode konfigurasi model MobileNetV2.....	58

Gambar 4.18 Summary Model MobileNetV2 yang sudah dibangun.....	59
Gambar 4.19 Kode dari fitur callbacks ModelCheckpoint.	60
Gambar 4.20 Kode training.....	60
Gambar 4.21 Visualisasi grafik perbandingan train accuracy dan validation accuracy.	62
Gambar 4.22 Visualisasi grafik perbandingan train loss dan validation loss.	62
Gambar 4.23 kode Fine-tuning dengan melakukan pembekuan lapisan 0.5 pada lapisan model sebelumnya.	63
Gambar 4.24 Kode compile untuk fine-tuning.	64
Gambar 4.25 fitur callbacks ModelCheckpoint dan ReduceLROnPlateau.....	64
Gambar 4.26 Kode training fine-tuning dengan 50 epoch.....	65
Gambar 4.27 epoch 50 dan hasil akurasi dari training fine-tuning.....	65
Gambar 4.28 Visualisasi grafik perbandingan train akurasi dan validation akurasi serta train loss dan validation loss setelah fine-tuning.....	66
Gambar 4.29 Kode dari Confusion Matrix.	67
Gambar 4.30 Hasil dari Confusion Matrix.....	67
Gambar 4.31 Kode dari Classification Report.....	68
Gambar 4.32 Hasil dari Classification Report.	69
Gambar 4.33 Kode dari evaluasi model untuk visualisasi hasil prediksi gambar.....	70
Gambar 4.34 Hasil dari evaluasi model dengan menampilkan 20 gambar secara acak untuk diprediksi.	70

Gambar 4.35 Tampilan Home dari website dari model yang diusulkan.....	74
Gambar 4.36 Form upload gambar untuk memprediksi penyakit daun tebu pada tampilan Model.....	74
Gambar 4.37 Tampilan pada website saat model memprediksi gambar penyakit daun tebu Bacterial Blight.....	75
Gambar 4.38 Tampilan pada website saat model memprediksi gambar daun tebu sehat (Healthy).....	75
Gambar 4.39 Tampilan pada website saat model memprediksi gambar penyakit daun tebu Mosaic.....	76
Gambar 4.40 Tampilan pada website saat model memprediksi gambar penyakit daun tebu RedRot.....	76
Gambar 4.41 Tampilan pada website saat model memprediksi gambar penyakit daun tebu Rust.....	77
Gambar 4.42 Tampilan pada website saat model memprediksi gambar penyakit daun tebu Yellow.....	77
Gambar 4.43 Tampilan website jika model memprediksi dengan nilai confidence dibawah 60%.....	78
Gambar 4.44 Tampilan halaman website about yang menampilkan judul dari penelitian.....	78
Gambar 4.45 Tampilan halaman website contact yang menampilkan sosial media penulis.....	79

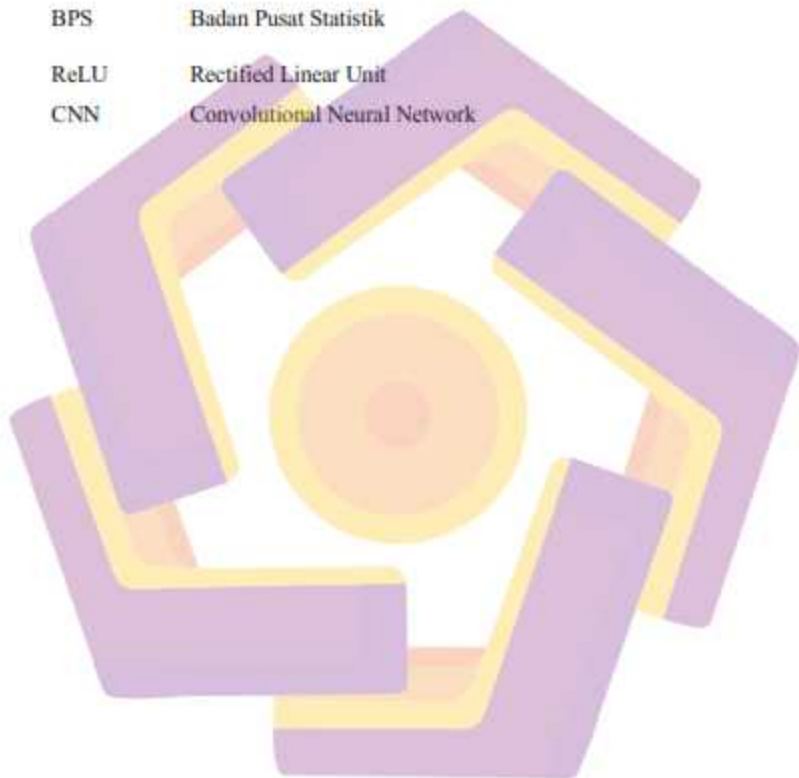
DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN 1. Hasil perbandingan eksperimen MobileNetV2 dan MobileNetV3	94
LAMPIRAN 2. Hasil perbandingan eksperimen MobileNetV2 Manual dan Transfer Learning Pre-Trained Weights MobileNetV2	95




DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

USDA	United States of Agriculture of Departement
BPS	Badan Pusat Statistik
ReLU	Rectified Linear Unit
CNN	Convolutional Neural Network



DAFTAR ISTILAH



<i>Kernel</i>	Matriks kecil yang digunakan untuk melakukan operasi konvolusi pada gambar.
<i>Stride</i>	Jumlah langkah yang diambil oleh <i>kernel</i> saat bergerak di sepanjang gambar.
<i>Transfer Learning</i>	Pemanfaatan model pralatih untuk tugas baru.
<i>Pre-trained weights</i>	Bobot model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset besar.
<i>Overfitting</i>	Model terlalu cocok dengan data latih, sehingga gagal generalisasi pada data baru.
<i>TensorFlow</i>	<i>Library open-source</i> untuk <i>machine learning</i> dan <i>deep learning</i> .
<i>Vektor Biner</i>	Vektor yang hanya berisi nilai 0 dan 1.

INTISARI

Penyakit daun pada tebu merupakan ancaman signifikan yang secara langsung dapat menurunkan produktivitas pertanian dan mempengaruhi ketahanan pangan di sektor pertanian. Solusi menggunakan *AI Deep Learning* telah banyak diimplementasikan namun untuk model yang ringan khususnya *MobileNetV2*, akurasinya masih cukup rendah. Penelitian ini bertujuan untuk menghadirkan solusi berbasis teknologi dengan mengoptimalkan model arsitektur *MobileNetV2* yang dikenal efisien secara komputasi dengan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk klasifikasi otomatis penyakit daun tebu. Dataset yang digunakan terdiri dari 6 kelas kategori yaitu *Bacterial Blight*, *Healthy*, *Mosaic*, *Red Rot*, *Rust*, and *Yellow*. Total data yang digunakan adalah 4800 citra. Optimasi model dilakukan dengan membuat arsitektur model *MobileNetV2* secara manual tanpa menggunakan bobot-bobot yang sudah terlatih dari *MobileNetV2* yang sudah dilatih oleh orang lain. Kemudian menggunakan teknik *fine-tuning* untuk meningkatkan performa model baik dari segi akurasi maupun efisiensi waktu. Hasil percobaan menunjukkan bahwa optimasi *MobileNetV2* secara signifikan meningkatkan akurasi dan efisiensi model dalam mendeteksi penyakit daun tebu dengan akurasi sebesar 98,5%. Hasil ini menunjukkan bahwa pengaturan struktur lapisan *MobileNetV2* secara manual dan teknik *fine-tuning* dapat mengoptimalkan kinerja dan efisiensi waktu pembelajaran model *MobileNetV2*.

Kata kunci: *CNN*, *MobileNetV2*, Optimalisasi, Performa Model, Tebu.

ABSTRACT

Leaf diseases in sugarcane are a significant threat that can directly reduce agricultural productivity and affect food security in the agricultural sector. Solutions using AI Deep Learning have been widely implemented but for lightweight models, especially MobileNetV2, the accuracy is still quite low. This research aims to present a technology-based solution by optimizing the MobileNetV2 architecture model which is known to be computationally efficient with the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm for automatic classification of sugarcane leaf diseases. The dataset used consists of 6 category classes namely Bacterial Blight, Healthy, Mosaic, Red Rot, Rust, and Yellow. The total data used is 4800 images. Model optimization was done by creating the MobileNetV2 model architecture manually without using the pre-trained weights from MobileNetV2 that others have trained. Then using fine-tuning techniques to improve the model performance both in accuracy and time efficiency. Experimental results show that MobileNetV2 optimization significantly improves the accuracy and efficiency of the model in detecting sugarcane leaf diseases with an accuracy of 98.5%. This result shows that manually setting the layer structure of MobileNetV2 and fine-tuning techniques can optimize the performance and time efficiency of MobileNetV2 model learning.

Keyword: CNN, MobileNetV2, Optimization, Model Performance, Sugarcane.