

**ANALISIS ARSITEKTUR MOBILENETV3 DALAM  
MENGKLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN CABAI  
RAWIT MELALUI CITRA DAUN**

**SKRIPSI**

**Oleh :**

**Rimon Reja Simamora**

**198160087**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**

**FAKULTAS TEKNIK**

**UNIVERSITAS MEDAN AREA**

**2025**

**UNIVERSITAS MEDAN AREA**

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 26/8/25

Access From (repository.uma.ac.id)26/8/25

**ANALISIS ARSITEKTUR MOBILENETV3 DALAM  
MENGKLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN CABAI  
RAWIT MELALUI CITRA DAUN**

**SKRIPSI**

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh  
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik  
Universitas Medan Area



Oleh :

**Rimon Reja Simamora**

**198160087**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**

**FAKULTAS TEKNIK**

**UNIVERSITAS MEDAN AREA**

**2025**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 26/8/25

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Access From (repository.uma.ac.id)26/8/25

## LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Arsitektur Mobilenetv3 Dalam Mengklasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Rawit Melalui Citra Daun

Nama : Rimon Reja Simamora

NPM : 198160087

Fakultas : Teknik Informatika

Disetujui Oleh :  
Pembimbing



Muhathir, ST., M. Kom

Diketahui oleh :

Dekan Fakultas teknik

Ketua prodi. Teknik Informatika



Pratiatno, S.T.M.T.



Rizki Muliono, S. Kom, M. Kom

Tanggal Lulus: 5 Maret 2025

## HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa Skripsi ini adalah hasil penelitian, ide, dan presentasi asli saya sendiri. Saya tidak mencantumkan tanpa pengakuan bahan-bahan yang pernah diterbitkan atau ditulis oleh orang lain sebelumnya, atau sebagai bahan yang telah diajukan untuk memperoleh gelar atau diploma di Universitas Medan Area atau perguruan tinggi lainnya.

Apabila dikemudian hari terdapat kejanggalan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Universitas Medan Area. Demikian pernyataan ini saya buat.

Medan, 5 Maret 2025



Rimon Reja Simamora

198160087

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS  
AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Rimon Reja Simamora

NPM : 198160087

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Teknik

Jenis Karya : Tugas Akhir

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, setuju untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneklusif (Non-Eksklusve Royalty-Free Right)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

**ANALISI ARSITEKTUR MOBILENETV3 DALAM MENGLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN CABAI RAWIT MELALUI CITRA DAUN .**

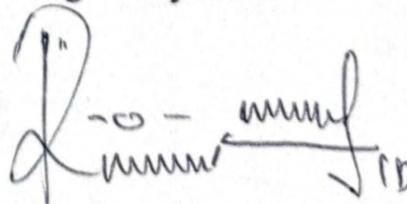
Dengan Hak Bebas Royalti yang bersifat Non-eksklusif ini, Universitas Medan Area berhak menyimpan, mentransfer media/format mengelola dalam bentuk database, memelihara, dan mempublikasikan tugas akhir/skripsi/tesis saya selama saya tetap menyebut nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan

Pada tanggal : 5 Maret 2025

Yang Menyatakan



(Rimon Reja Simamora)

## KATA PENGANTAR

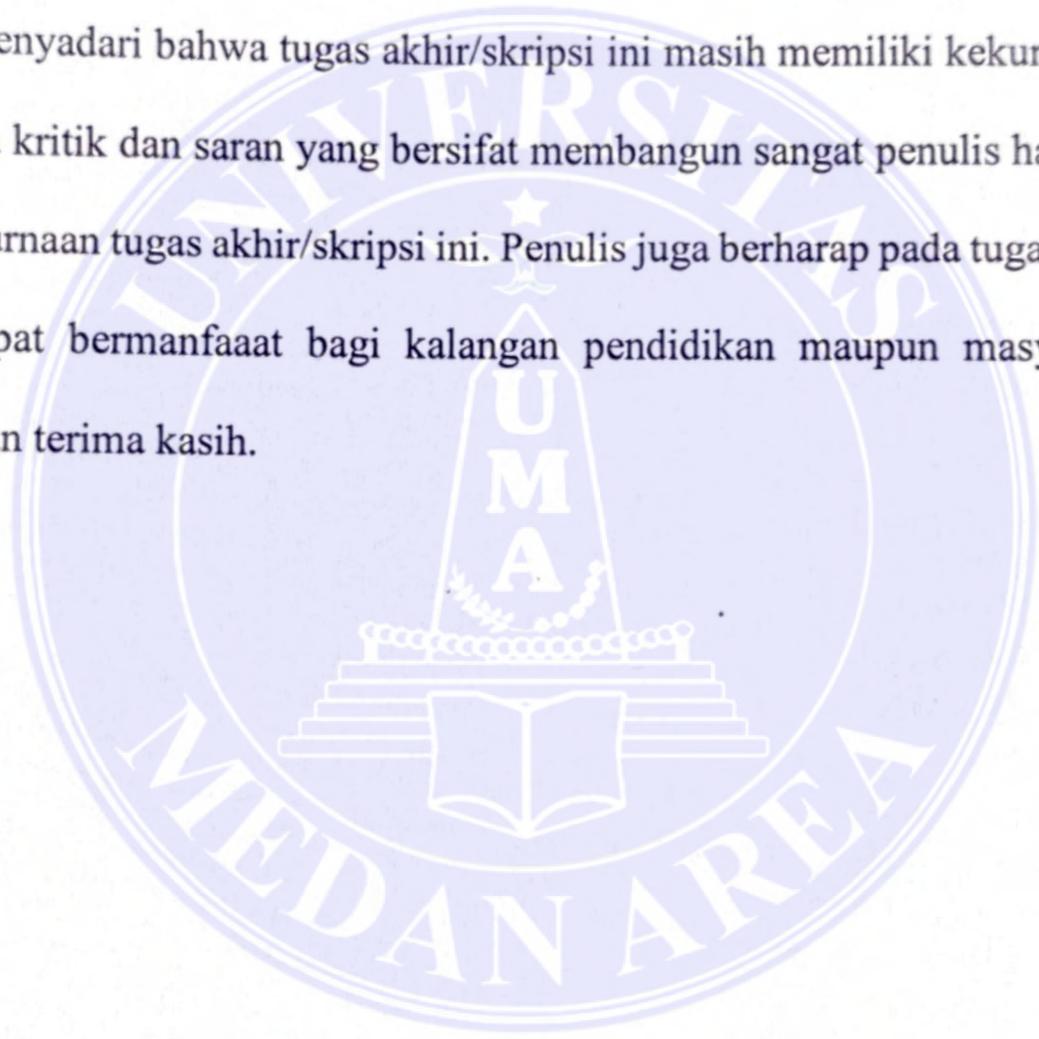
Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Kuasa atas segala karuniaNya sehingga skripsi ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian ini ialah *Deep Learning* dengan judul “Analisi Arsitektur Mobilenetv3 Dalam Mengklasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Rawit Melalui Citra Daun”.

Skripsi ini adalah salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan untuk mencapai gelar sarjana di Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area. Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng, M.Sc. selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr. Rahmad Syah, S.Kom., M. Kom selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
4. Bapak Muhathir,ST,M.Kom selaku Dosen pembimbing yang telah membantu penulis dari segi materi dan moril sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
5. Orang tua saya,kakak saya dan abang saya yang sudah ikut serta mendukung dan mendoakan Saya selama penyusunan Skripsi saya ini.

6. Seluruh Dosen dan Staf Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
7. Seluruh teman-teman yang sudah memberikan dukungannya selama penulisan proposal skripsi ini, khususnya teman-teman Teknik Informatika angkatan 2019.
8. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir/skripsi ini masih memiliki kekurangan , oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan untuk kesempurnaan tugas akhir/skripsi ini. Penulis juga berharap pada tugas akhir/skripsi ini dapat bermanfaat bagi kalangan pendidikan maupun masyarakat. Penulis ucapkan terima kasih.



Medan, 5 Maret 2025

Penulis,

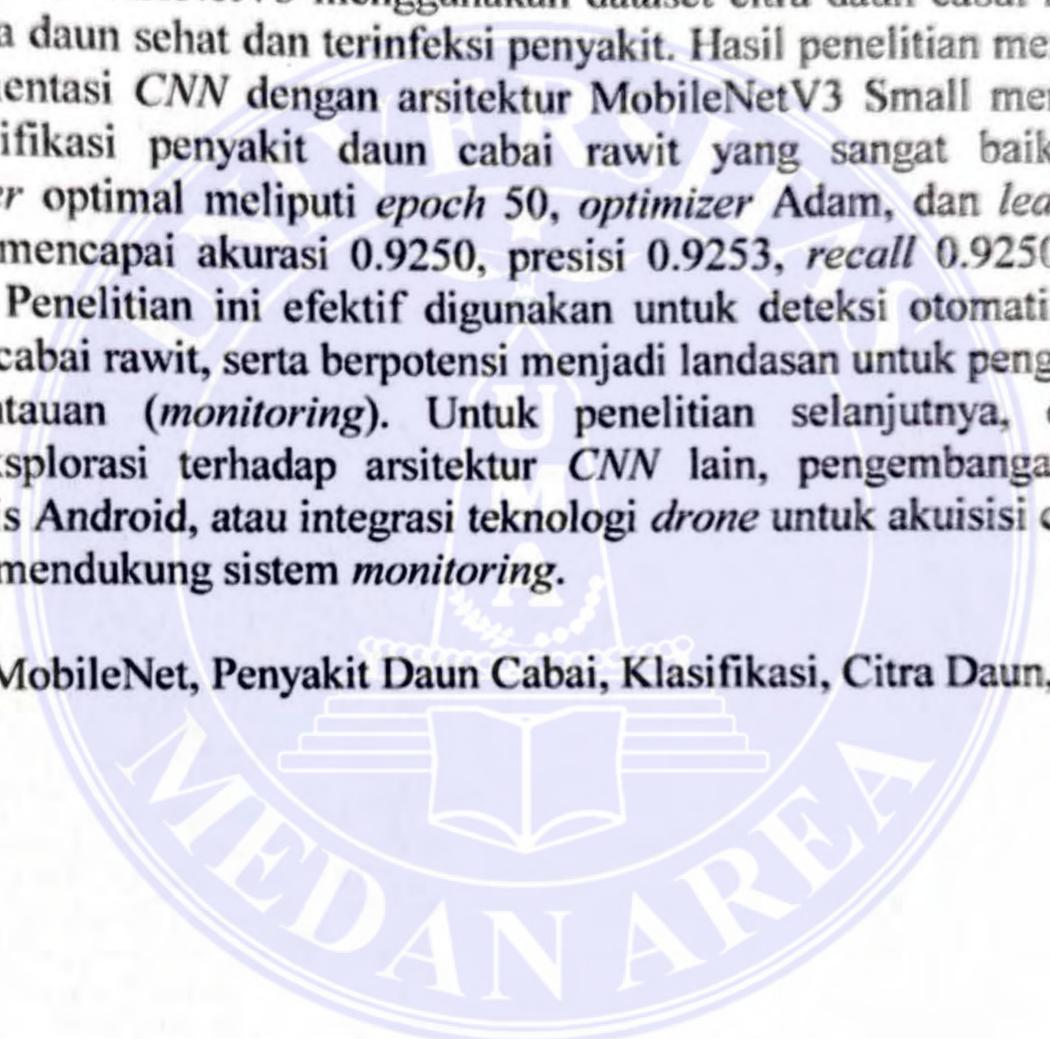
A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Rimon Reja Simamora'.

(Rimon Reja Simamora)

## ABSTRAK

Penyakit pada tanaman cabai rawit merupakan salah satu permasalahan serius dalam sektor pertanian yang dapat menyebabkan penurunan produktivitas secara signifikan. Dalam beberapa tahun terakhir, sistem berbasis kecerdasan buatan, khususnya *Convolutional Neural Network (CNN)*, telah banyak diaplikasikan untuk deteksi penyakit tanaman secara otomatis dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas model *CNN* dengan arsitektur *MobileNetV1*, *MobileNetV2*, *MobileNetV3 Small*, *MobileNetV3 Large* dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun cabai rawit berbasis citra visual. Metodologi penelitian meliputi tahapan pra pemrosesan citra, ekstraksi fitur, dan pelatihan model *MobileNetV3* menggunakan dataset citra daun cabai rawit yang terdiri dari citra daun sehat dan terinfeksi penyakit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa implementasi *CNN* dengan arsitektur *MobileNetV3 Small* menghasilkan performa klasifikasi penyakit daun cabai rawit yang sangat baik. Dengan *hyperparameter* optimal meliputi *epoch* 50, *optimizer* Adam, dan *learning rate* 0.001, model mencapai akurasi 0.9250, presisi 0.9253, *recall* 0.9250, dan *F1-score* 0.9240. Penelitian ini efektif digunakan untuk deteksi otomatis penyakit pada tanaman cabai rawit, serta berpotensi menjadi landasan untuk pengembangan sistem pemantauan (*monitoring*). Untuk penelitian selanjutnya, disarankan melakukan eksplorasi terhadap arsitektur *CNN* lain, pengembangan aplikasi mobile berbasis Android, atau integrasi teknologi *drone* untuk akuisisi citra secara *realtime* guna mendukung sistem *monitoring*.

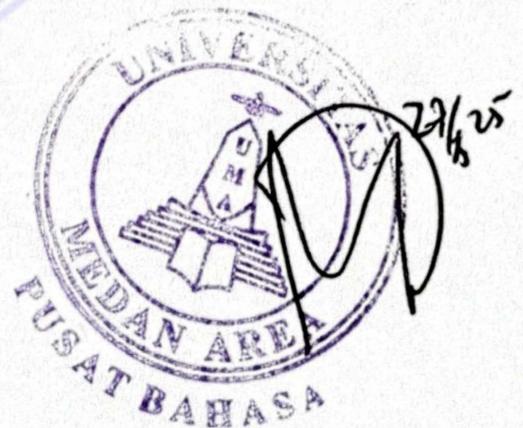
**Kata Kunci:** MobileNet, Penyakit Daun Cabai, Klasifikasi, Citra Daun, CNN



## ABSTRACT

Diseases in cayenne pepper plants are one of the serious problems in the agricultural sector that can significantly reduce productivity. In recent years, artificial intelligence-based systems, especially Convolutional Neural Networks (CNN), have been widely applied for automatic and accurate plant disease detection. This research aimed to evaluate the effectiveness of CNN models with MobileNetV1, MobileNetV2, MobileNetV3 Small, and MobileNetV3 Large architectures in classifying diseases in cayenne pepper leaves based on visual images. The research methodology included image preprocessing, feature extraction, and training of the MobileNetV3 model using a dataset of cayenne pepper leaf images consisting of healthy and diseased leaves. The research results showed that the implementation of CNN with the MobileNetV3 Small architecture yielded excellent performance in classifying cayenne pepper leaf diseases. With optimal hyperparameters including 50 epochs, Adam optimizer, and a learning rate of 0.001, the model achieved an accuracy of 0.9250, precision of 0.9253, recall of 0.9250, and an F1-score of 0.9240. This research proved effective for automatic detection of diseases in cayenne pepper plants and has potential as a foundation for developing monitoring systems. Future research is suggested to explore other CNN architectures, develop Android-based mobile applications, or integrate drone technology for real-time image acquisition to support monitoring systems.

**Keywords:** MobileNet, Cayenne Pepper Leaf Disease, Classification, Leaf Image, CNN



## RIWAYAT HIDUP

Rimon Reja Simamora adalah penulis dari skripsi ini, lahir pada tanggal 5 Juni 2001, Di selayang kec. Selesai, Kab. Langkat. Anak ke 5 dari 5 bersaudara, dari Pasangan Gomser Simamora dan Senti Ruba br Sianturi. Penulis pertama kali mengayam pendidikan di SD negeri 050595 pada tahun 2007 dan tamat 2012, di Tahun Yang sama penulis melanjutkan pendidikan di Smp Negeri 02, Setelah Tamat dari Smp penulis melanjutkan ke SMA Negeri 1 Selesai pada Tahun 2019 dan pada Tahun yang sama penulis terdaftar sebagai Mahasiswa Di Fakultas Teknik, Universitas Medan Area dan pada saat ini penulis sedang menjalani Semester 11 (sebelas) Menyusun Tugas akhir Skripsi.

## DAFTAR ISI

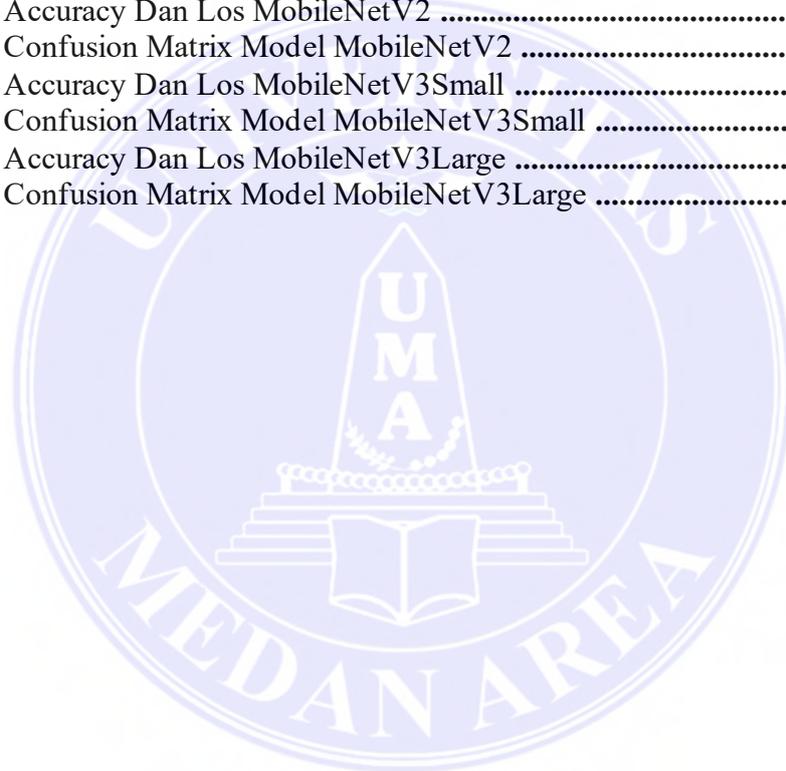
<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	<b>i</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	<b>iv</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>vii</b>
<b>RIWAYAT HIDUP .....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI .....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	5
1.3. Batasan Masalah .....	5
1.4. Tujuan Penelitian .....	5
1.5. Manfaat Penelitian .....	6
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>7</b>
2.1. Deep Learning .....	7
2.2. Convolution Neural Network (CNN) .....	7
2.2.1 Convolution Layers (CNN) .....	8
2.2.2 Pooling layer .....	9
2.2.3 Fully connected Layer .....	10
2.3. MobileNetV3 .....	10
2.3.1. Perbandingan Arsitektur MobileNet.....	12
2.4. Tanaman Cabai .....	13
2.4.1 Penyakit kuning .....	13
2.4.2 Penyakit bercak daun .....	14
2.4.3 Penyakit Keriting .....	14
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>18</b>
3.1 Spesifikasi Perangkat .....	18
3.1.1 Perangkat Keras (Hardware) .....	18
3.1.2 Perangkat Lunak (Software) .....	18
3.2 Metode Penelitian .....	19
3.3 Teknik Pengumpulan Data .....	20
3.4 Hyperparameter .....	22
3.5 Metode Evaluasi .....	23
3.5.1 Parameter Performansi .....	23
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>26</b>
4.1 Hasil.....	26
4.1.1 Augmentasi Dataset .....	26
4.1.2 Pemodelan Arsitektur MobileNet .....	27
4.1.3 Pengujian Model .....	28
4.1.4 Pengujian arsitektur MobileNetV1 .....	29

4.1.5 Pengujian Model Arsitektur MobileNetV2 .....	31
4.1.6 Pengujian Model Arsitektur MobileNetV3Small .....	33
4.1.7 Pengujian Model Arsitektur MobileNetV3Large .....	35
4.2 Pembahasan .....	37
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>39</b>
5.1 Kesimpulan .....	39
5.2 Saran .....	39
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>41</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>45</b>



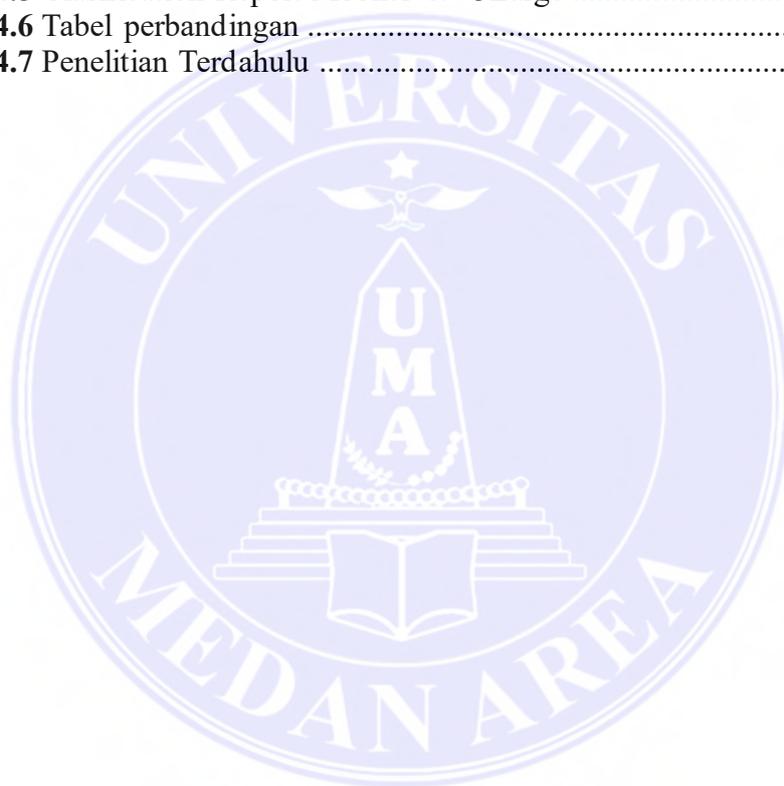
## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b> Struktur Dasar CNN .....	8
<b>Gambar 2.2</b> Proses Konvolusi .....	9
<b>Gambar 2.3</b> Proses pooling Layer .....	9
<b>Gambar 2.4</b> Proses Fully Connected Layer .....	10
<b>Gambar 2.5</b> Arsitektur MobilenetV3 .....	12
<b>Gambar 2.6</b> Daun Kuning .....	14
<b>Gambar 2.7</b> Daun Bercak .....	14
<b>Gambar 2.8</b> Daun Keriting .....	15
<b>Gambar 3.1</b> Kerangka Kerja Penelitian .....	19
<b>Gambar 3.2</b> Flowchart Proses CNN .....	21
<b>Gambar 4.1</b> Accuracy Dan Los MobileNetV1 .....	29
<b>Gambar 4.2</b> Confusion Matrix Model MobileNetV1 .....	30
<b>Gambar 4.3</b> Accuracy Dan Los MobileNetV2 .....	31
<b>Gambar 4.4</b> Confusion Matrix Model MobileNetV2 .....	32
<b>Gambar 4.5</b> Accuracy Dan Los MobileNetV3Small .....	33
<b>Gambar 4.6</b> Confusion Matrix Model MobileNetV3Small .....	34
<b>Gambar 4.7</b> Accuracy Dan Los MobileNetV3Large .....	35
<b>Gambar 4.8</b> Confusion Matrix Model MobileNetV3Large .....	36



## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.3</b> Perbandingan Arsitektur Mobilenetv1, Mobilenetv2, Dan Mobilenetv3 .....	<b>12</b>
<b>Tabel 2.2</b> Penelitian Terdahulu .....	<b>16</b>
<b>Tabel 3.1</b> Perangkat Keras ( Hardware ) .....	<b>18</b>
<b>Tabel 3.2</b> Perangkat Lunak (Software) .....	<b>18</b>
<b>Tabel 3.3</b> Pembagian Data .....	<b>22</b>
<b>Tabel 3.4</b> Hyperparameter .....	<b>22</b>
<b>Tabel 3.5</b> Kelas Positive dan Negative .....	<b>23</b>
<b>Tabel 4.1</b> Tabel Model .....	<b>28</b>
<b>Tabel 4.2</b> Clasification Report MobileNetV1 .....	<b>30</b>
<b>Tabel 4.3</b> Clasification Report MobileNetV2 .....	<b>32</b>
<b>Tabel 4.4</b> Clasification Report MobileNetV3Small .....	<b>34</b>
<b>Tabel 4.5</b> Clasification Report MobileNetV3Large .....	<b>36</b>
<b>Tabel 4.6</b> Tabel perbandingan .....	<b>37</b>
<b>Tabel 4.7</b> Penelitian Terdahulu .....	<b>38</b>



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang.

Pertanian adalah sektor yang memainkan peran penting dalam perekonomian suatu negara, terutama di negara agraris seperti Indonesia. Salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi adalah cabai rawit (*Capsicum frutescens*). Namun, produksi cabai rawit sering mengalami kendala akibat serangan berbagai penyakit yang menyerang daun, seperti antraknosa, layu bakteri, dan bercak daun (Rosalina, 2020). Deteksi dini penyakit pada tanaman cabai rawit menjadi krusial untuk mengurangi risiko kegagalan panen serta meningkatkan hasil produksi. Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi pengolahan citra berbasis kecerdasan buatan semakin berkembang untuk membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit tanaman secara cepat dan akurat (Ningrum, 2024). Model deep learning, terutama *Convolutional Neural Networks (CNN)*, telah terbukti efektif dalam klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra daun (Setyadi, 2024).

Seiring perkembangan teknologi, MobileNet menjadi salah satu *arsitektur CNN* yang banyak digunakan untuk aplikasi berbasis perangkat seluler karena efisiensinya dalam hal kecepatan dan kebutuhan komputasi (Haase, 2020). MobileNet dikembangkan dengan tujuan mengurangi jumlah parameter dan ukuran model, sehingga memungkinkan penerapan dalam perangkat dengan sumber daya terbatas seperti smartphone dan embedded system (Rosalina, 2020). MobileNetV1 diperkenalkan sebagai solusi ringan dengan *depthwise separable convolutions* yang secara signifikan mengurangi jumlah komputasi tanpa kehilangan performa yang signifikan. Model ini banyak diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk deteksi

objek, pengenalan wajah, dan klasifikasi citra medis (Sheng,2018).

Meskipun MobileNetV1 efisien, model ini memiliki beberapa keterbatasan, terutama dalam menangani masalah degradasi fitur akibat reduksi dimensi yang agresif (Osaulu, 2022). Untuk mengatasi keterbatasan ini, MobileNetV2 diperkenalkan dengan konsep inverted residual block dan linear bottleneck, yang memungkinkan propagasi informasi lebih baik dalam jaringan(Ahmed,2021). Dengan struktur ini, MobileNetV2 mampu menangkap fitur yang lebih kompleks dan meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan dengan MobileNetV1, tanpa mengorbankan efisiensi komputasi (Zhou, 2020). Dalam penelitian sebelumnya, MobileNetV2 telah diterapkan pada klasifikasi penyakit tanaman dan menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan MobileNetV1 dalam hal akurasi dan kecepatan inferensi(Osaulu, 2022).

Namun, tantangan tetap ada dalam meningkatkan trade-off antara efisiensi dan akurasi. Oleh karena itu, MobileNetV3 dikembangkan dengan menggabungkan teknik *neural architecture search* (NAS) dan *squeeze-and-excitation* (SE) module untuk mengoptimalkan kinerja model (Howard, 2019). MobileNetV3 hadir dalam dua varian utama, yaitu MobileNetV3-Small dan MobileNetV3-Large, yang dirancang untuk aplikasi dengan kebutuhan komputasi berbeda(Tan, 2019). MobileNetV3-Small lebih dioptimalkan untuk perangkat dengan daya komputasi sangat terbatas, sementara MobileNetV3-Large ditujukan untuk aplikasi yang membutuhkan akurasi lebih tinggi dengan sedikit kompromi pada ukuran model (Cai, 2019).

Dalam konteks klasifikasi penyakit tanaman, penggunaan MobileNetV3 menjadi menarik karena peningkatan arsitektur ini dapat menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan pendahulunya (Siagian, 2024). MobileNetV3 telah

diterapkan pada berbagai aplikasi pengolahan citra, termasuk klasifikasi tanaman dan deteksi penyakit pertanian(Lestari, 2024). Beberapa penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV3 memiliki performa yang lebih baik dibandingkan MobileNetV1 dan V2 dalam hal akurasi dan efisiensi komputasi, menjadikannya pilihan yang menjanjikan untuk sistem deteksi berbasis perangkat seluler (Jiang, 2023).

Pada penelitian ini, akan dilakukan analisis komparatif antara MobileNetV1, MobileNetV2, dan MobileNetV3 dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman cabai rawit berdasarkan citra daun. Perbandingan ini bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana peningkatan arsitektur MobileNetV3 memberikan keunggulan dibandingkan versi sebelumnya dalam hal akurasi, efisiensi komputasi, serta kecepatan inferensi(Howard, 2020). Dengan melakukan eksperimen pada dataset citra daun cabai rawit yang telah dikumpulkan, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai model terbaik yang dapat digunakan dalam implementasi nyata di lapangan (Siagian, 2024).

Selain itu, analisis ini akan membantu dalam memahami faktor-faktor yang mempengaruhi performa masing-masing model, termasuk jumlah parameter, kecepatan inferensi, serta daya komputasi yang dibutuhkan(Lestari, 2024). Dengan semakin meningkatnya penggunaan teknologi berbasis kecerdasan buatan di sektor pertanian, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan solusi berbasis mobile untuk mendeteksi penyakit tanaman secara cepat dan akurat (Jiang, 2023). Implementasi model yang efisien dapat membantu petani dalam mengambil tindakan preventif lebih awal, sehingga mengurangi kerugian akibat penyebaran penyakit (Rosalina, 2020).

Lebih lanjut, penelitian ini juga akan mengeksplorasi kemungkinan

penggunaan teknik tambahan, seperti transfer learning dan augmentasi data, untuk meningkatkan performa model (Jia, 2020). Dengan memanfaatkan transfer learning dari model yang telah dilatih pada dataset besar, model MobileNet dapat lebih mudah beradaptasi pada dataset spesifik penyakit tanaman cabai rawit (turner, 2021). Augmentasi data juga dapat membantu meningkatkan generalisasi model terhadap berbagai kondisi pencahayaan dan variasi citra daun yang ada di lapangan.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra yang lebih efisien dan akurat. Dengan memahami kelebihan dan keterbatasan masing-masing arsitektur MobileNet, diharapkan dapat ditemukan solusi optimal untuk implementasi dalam sistem pertanian cerdas (Tan, 2019). Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi pengembang aplikasi berbasis kecerdasan buatan untuk sektor pertanian dalam memilih model terbaik yang sesuai dengan kebutuhan spesifik mereka (Abdalla, 2022).

Berdasarkan keunggulan arsitektur MobileNet dalam menyelesaikan permasalahan yang beragam kasus serta penelitian/identifikasi penyakit tanaman cabai belum memanfaatkan metode Deep Learning maka dari itu penelitian ini akan mencoba membangun model Deep Learning dalam menyelesaikan kasus klasifikasi pada tanaman cabai dengan judul **“Analisi arsitektur MobileNetV3 dalam mengklasifikasi penyakit tanaman cabai rawit melalui Citra Daun”**.

## 1.2. Rumusan Masalah.

Berdasarkan penjelasan dari masalah yang telah di paparkan pada latar belakang, berikut ini merupakan rumusan masalah dalam penelitian yaitu:

Bagaimana menerapkan metode MobileNetV3 dan mengklasifikasi jenis penyakit pada tanaman cabai ?

## 1.3. Batasan Masalah.

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Laporan sistem yang dihasilkan berupa hasil klasifikasi penyakit tanaman cabai.
2. Adapun sumber data yang diperoleh pada penelitian -penelitian sebelumnya berupa data jenis penyakit dan nilai bobot gejala terhadap identifikasi penyakit padatanaman cabai.
3. Sistem dibangun dalam mengklasifikasi penyakit tanaman cabai dengan metode MobileNetV3

## 1.4. Tujuan Penelitian.

Adapun menjadi tujuan dalam penelitian adalah sebagai berikut :

1. Mengklasifikasi penyakit tanaman cabai menggunakan citra daun.
2. Menerapkan metode MobileNetV3 untuk mengklasifikasi penyakit pada tanaman cabai
3. Menghasilkan sebuah *Deep learning* dengan metode MobileNetV3 yang dapat membantu dalam pengenalan jenis penyakit pada tanaman cabai.

## 1.5. Manfaat Penelitian.

Adapun manfaat penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Memperkaya keilmuan terkait *Deep Learning* dalam mengklasifikasi penyakit pada tanaman cabai dengan citra daun.
2. Menerapkan metode MobileNetV3 dalam mengklasifikasi penyakit tanaman cabai.
3. Menghasilkan *Deep Learning* dengan metode MobileNetV3 dalam pengenalan penyakit pada tanaman cabai.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

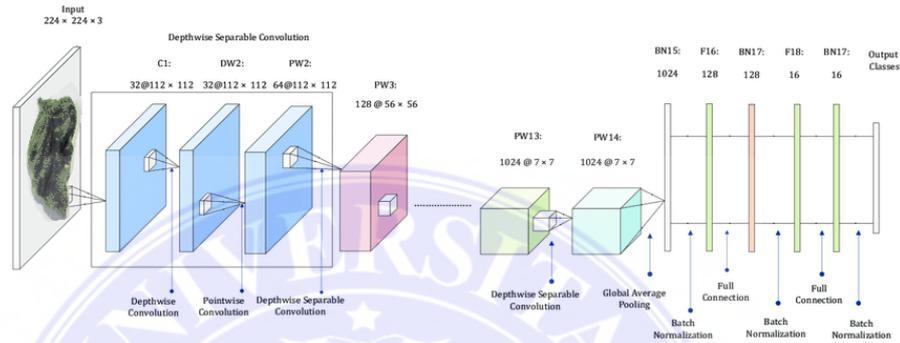
#### 2.1. Deep Learning

*Deep learning* diakui dan telah digunakan di banyak bidang, termasuk pengenalan suara, pengenalan citra, bahasa, dan sebagainya. Bagian dari *machine learning* adalah *deep learning*. Ini terdiri dari banyak lapisan dalam bentuk tumpukan dan membuat waktu menjadi *efisien* (Anshori, 2023). Selanjutnya, *deep learning* memiliki kemampuan untuk memahami berbagai jenis data dengan banyak lapisan (Illahi, 2022). Mereka dapat dibagi menjadi berbagai teori berdasarkan kemampuan mereka, seperti pembelajaran yang diawasi dan pembelajaran yang tidak diawasi. Untuk memungkinkan mereka untuk melakukan analisis serupa dengan otak manusia saat membuat keputusan, pengajaran mendalam ini dirancang atau dibuat dengan cara tertentu (Peryanto, 2020, Rosalina, 2020). Dengan melihat data saat ini, *deep learning* dapat menunjukkan kemajuan besar dalam pemahaman data dan manipulasi gambar, bahasa, dan lainnya.

#### 2.2. Convolution Neural Network (CNN)

*Perceptron multilayer* bernama *convolution neural network* dirancang untuk mengidentifikasi gambar dua dimensi (Suhardin, 2021). Ada banyak lapisan, termasuk lapisan keluaran, lapisan konvolusi, lapisan sampel, dan lapisan *output*. *CNN* memiliki keuntungan dalam menghindari ekstraksi fitur yang jelas (Dzaky, 2021). Untuk belajar pada latihan data, bobot permukaan pemetaan fitur mirip dengan *neuron*, sehingga belajar jaringan secara bersamaan, kompleksitas jaringan

berkurang, struktur sub-sampel dapat didasarkan pada ruang dan waktu untuk mencapai ketahanan, skala, dan perpindahan (Anggraeni, 2022). Topologi dan data input dapat menjadi pasangan yang sangat baik, dan keduanya memiliki keunggulan khusus dalam pengenalan suara dan gambar. (Febriana, 2020).

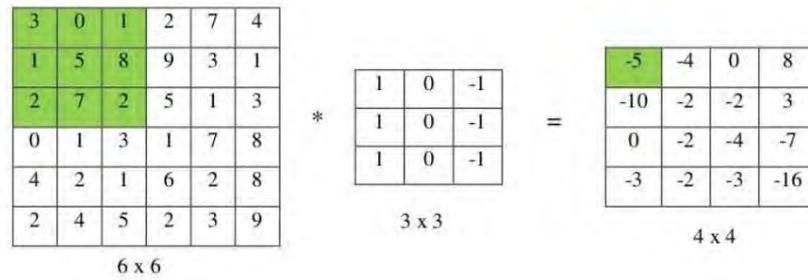


**Gambar 2.1** Struktur Dasar CNN (Febriana, 2020 )

Banyak arsitektur *CNN* yang populer dikembangkan, termasuk *Faster R-CNN*, *Alexnet*, *Vggnet*, *Googlenet*, dan *Resnet*, antara lain. *CNN* biasanya terdiri dari tiga lapisan: lapisan *convolution*, lapisan *pooling*, dan lapisan terhubung sepenuhnya.

### 2.2.1 Convolution Layers (CNN)

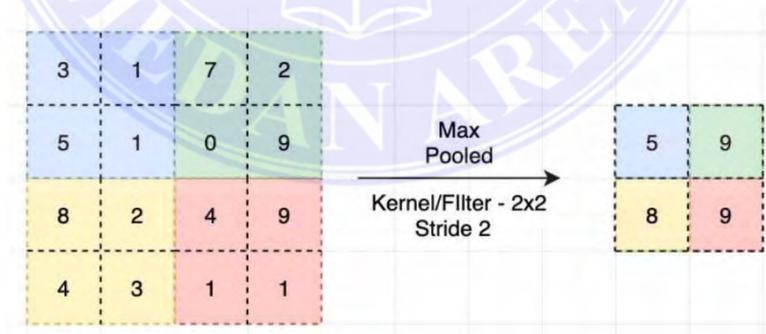
*Convolution layers* adalah Bagian lapisan pada *CNN* berfungsi sebagai filter dan peta fitur dalam masukan gambar. Lapisan lapisan ini menentukan kedalaman, tinggi, dan lebar gambar dan inti (Ristiawanto, 2021, Dzaky, 2021).



**Gambar 2.2** Proses Convolution Layers(Dzaky, 2021)

### 2.2.2 Pooling layer

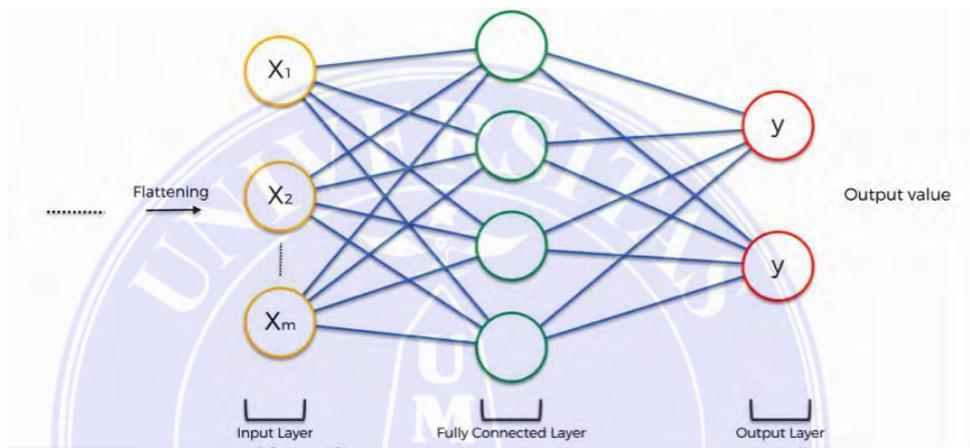
*Pooling layer* model sangat akurat dalam memprediksi data latih tetapi tidak dapat mengenali data di luar data latih, lapisan kolaborasi membantu mengurangi ukuran spasial dengan tujuan mengurangi parameter dan komputasi. Selain itu, lapisan kolaborasi dapat membantu menghindari kondisi *overfitting*. *Max pooling* dan *average pooling* adalah dua jenis *pooling* yang paling sering digunakan. Yang pertama mengambil nilai maksimum pada bagian tertentu, sedangkan yang kedua mengambil nilai rata-rata (Hariani, 2020).



**Gambar 2.3** Proses *Pooling Layer* (Hariani, 2020)

### 2.2.3 Fully connected Layer

*Fully connected layer* adalah layer bagian terakhir, lapisan terhubung sepenuhnya. Setiap *neuron* terhubung ke lapisan yang sebelum atau sesudahnya. Sebagai *output (classifier)* dari arsitektur *CNN*, lapisan ini sering digunakan (illahi, 2022, Anshori, 2022).



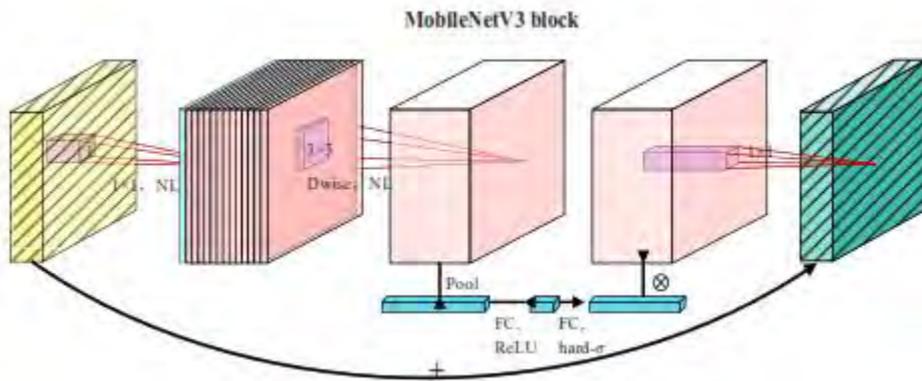
**Gambar 2.4** Proses *Fully Connected Layer* (illahi, 2022)

### 2.3. MobileNetV3

MobileNetV3 adalah arsitektur jaringan saraf tiruan yang ideal untuk perangkat dengan sumber daya terbatas seperti ponsel pintar dan perangkat edge. Ini adalah kelanjutan dari MobileNet dan MobileNetV2, yang dikenal karena menggunakan konvolusi yang dapat dipisahkan secara kedalaman (*depthwise separable convolution*) untuk mengurangi jumlah parameter dan operasi koneksi. MobileNetV3 meningkatkan produktivitas dan efisiensi dengan menggabungkan inovasi baru dan temuan penelitian sebelumnya. Pengembangan MobileNetV3 melibatkan penggunaan metode yang dikenal sebagai pencarian arsitektur jaringan *neural* (NAS). NAS adalah proses otomatis yang menggunakan algoritma pembelajaran mesin untuk merancang arsitektur jaringan neural dengan mencari

struktur jaringan yang paling efektif dari kumpulan arsitektur jaringan yang mungkin. Dengan cara ini, MobileNetV3 dapat disesuaikan dengan baik untuk tugas-tugas tertentu dengan meningkatkan efisiensi operasional dan akurasi prediktif.

Salah satu peningkatan terbesar pada MobileNetV3 adalah penambahan struktur *Squeeze-and-Excitation* (SE) ke dalam struktur bottleneck dan penggantian fungsi aktivasi aktif. Fungsi aktivasi *h-swish* mendekati fungsi *sigmoid* dalam waktu perhitungan yang lebih singkat, yang sangat bermanfaat terutama untuk perangkat mobile. MobileNetV3 dirancang untuk efisiensi, menggunakan lebih sedikit sumber daya komputasi sambil tetap presisi tinggi. Ini membuatnya sangat cocok untuk tugas-tugas yang melibatkan klasifikasi gambar dan deteksi objek dalam visi komputer, terutama dalam situasi di mana sumber daya terbatas. Arsitektur MobileNetV3, yang dirancang oleh *Howard et al. dari Google*, merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf konvolusional yang dioptimalkan untuk perangkat mobile dengan keterbatasan sumber daya komputasi. MobileNetV3 adalah iterasi ketiga dalam seri MobileNet dan menampilkan beberapa peningkatan signifikan dibandingkan dengan versi-versi sebelumnya untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas. MobileNetV3 telah terbukti efektif untuk berbagai aplikasi penglihatan komputer yang memerlukan kecepatan dan efisiensi tinggi, seperti pengenalan wajah, pengenalan objek, dan lebih banyak lagi, terutama di perangkat *mobile* atau *embedded*.



**Gambar 2.5** Arsitektur MobilenetV3 (Gao, L. (2023))

### 2.3.1. Perbandingan Arsitektur MobileNetV1, MobileNetV2, dan MobileNetV3

Seiring perkembangan teknologi *deep learning*, arsitektur *MobileNet* telah mengalami beberapa iterasi dengan peningkatan signifikan pada setiap versi. Tabel berikut menyajikan perbandingan antara *MobileNetV1*, *MobileNetV2*, dan *MobileNetV3*, yang menunjukkan evolusi dalam hal *parameter*, kompleksitas model, efisiensi, dan performa.

**Tabel 2.3** perbandingan arsitektur MobileNetV1, MobileNetV2, dan MobileNetV3

Parameter	MobileNetV1	MobileNetV2	MobileNetV3	Small/Large
Tahun Rilis	2017	2018	2019	2019
Ukuran Model	4.2 M	3.5 M	5.4 M	2.5 M / 5.4 M
Depthwise Separable Conv	Ya	Ya	Ya	Ya
Residual Connections	Tidak	Ya	Ya	Ya
Squeeze-and-Excitation	Tidak	Tidak	Ya	Ya
Aktivasi	ReLU	ReLU6	h-swish	h-swish
Top-1 Akurasi (%)	~70.6	~71.8	~75.2	~73.3 / ~75.2
Top-5 Akurasi (%)	~89.5	~91.0	~92.2	~90.5 / ~92.2
Penggunaan	General	General	Optimal untuk perangkat mobile	Optimal untuk perangkat mobile

Tabel ini menunjukkan bahwa MobileNetV3 menawarkan performa yang lebih baik dan efisiensi komputasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan pendahulunya. Peningkatan signifikan terjadi pada arsitektur bottleneck yang diperbaiki dan penambahan blok *Squeeze-and-Excitation*, yang meningkatkan efisiensi dan akurasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

## 2.4. Tanaman Cabai

Tanaman cabai, atau *capsicum*, adalah tanaman *hortikultura* dengan bentuk tegak berbatang kayu. Tanaman dewasa bertinggi 65–120 cm dan mahkota 50–90 cm lebar (Zikra, 2021). *Capsicum*, atau tanaman cabai, adalah jenis sayuran yang memiliki prospek yang baik untuk dikembangkan dan dapat dijadikan tanaman utama karena nilai ekonominya yang tinggi (Tuhumury, 2018). Tanaman cabai dapat menghasilkan 15 hingga 17 kali panen dalam satu musim. Dalam pembudidayaan cabai, tanaman sangat rentan terhadap penyakit, terutama selama musim hujan. Bakteri, jamur, dan hama juga dapat mengganggu pertumbuhan tanaman.. Salah satu penyakit yang paling umum dalam produksi cabai di Indonesia adalah virus yang menyerang dan menyebar ke semua tanaman cabai di sekitarnya. Virus kuning dan kriting terletak pada bagian daun cabai dan berpotensi menular, sehingga mengganggu pertumbuhan tanaman dan merupakan masalah utama dalam penanaman cabai (Tuhumury, 2018).

Berikut adalah macam macam penyakit yang dapat menyerang cabai melalui pengamatan pada daun :

### 2.4.1 Penyakit kuning

Pada bagian ini Tulang daun menjadi tebal dan daun menggulung ke atas, dan dihelai daun mengalami *vein clearing* yang bermula dari pucuk dan berkembang menjadi warna kuning pada seluruh helai daun. Setiap daun akan

berubah menjadi kecil dan berwarna kuning terang karena penyakit ini. Kutu kebul menyebabkan penyakit ini, yang memengaruhi perkembangannya, menyebabkan tanaman menjadi pendek dan pertumbuhannya sangat lambat, yang menyebabkan tanaman tidak menghasilkan buah yang baik (Dzaky, 2021). Gambar 2.7 menunjukkan lokasi penyakit.



**Gambar 2.6** Daun Kuning

#### 2.4.2 Penyakit bercak daun

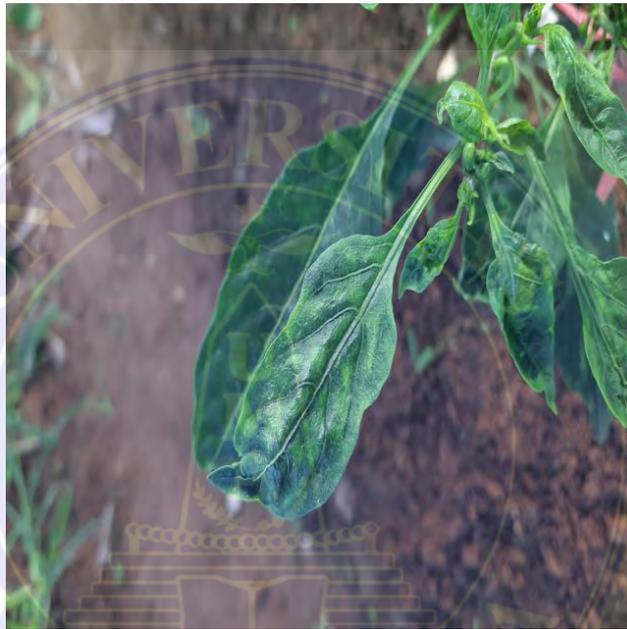
Pada penyakit ini, kerusakan terjadi pada daun batang dan akar bercak daun berwarna coklat dan kering pada setiap helai daun, berukuran sekitar 2.54 cm, dan dapat menyebabkan daun berlubang dan menjadi kuning (Zikra, 2021), seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.7



**Gambar 2.7** Daun Bercak

#### 2.4.3 Penyakit Keriting

Pada penyakit ini daun cabai mengalami kriting yang disebabkan dari organisme pengganggu tanaman (OPT) berbentuk semacam kutu yang berada diatas daun. Gejala yang ditimbulkan adalah warna daun diantara hijau tua dan hijau muda Pada umumnya daun akan kriting dibagian tepi daun yang menggulung ke bagian dalam sehingga terlihat menjadi cekung kriting dan kadang juga memanjang(Anggraeni, 2022).



**Gambar 2.8** Daun Kriting

Berikut tabel dari penelitian terdahulu yang terkait pada penulisan :

**Tabel 2.2** Penelitian Terdahulu

No.	Referensi	Temuan
1.	(Akbari, 2019)	Pengimplementasian FK-NN dalam diagnosis penyakit yang terdapat pada tanaman cabai, dilakukan dalam beberapa tahap, yakni perhitungan data latih dan data uji, pengambilan jarak paling kecil diantara data latih dan data uji sebanyak K, Fuzzifikasi dan Defuzzifikasi. Kelas untuk hasil klasifikasi diambil dari kelas dengan nilai defuzzifikasi paling tinggi.
2.	(Indrawati, 2022)	Penelitian ini mendapatkan nilai akurasi sebesar 90.48%. Dalam mengidentifikasi masalah pada penyakit cabai, hasil ini menjadi bukti bahwa sistem telah berjalan dengan baik.
3.	(Hafidhoh, 2022)	Tingkat akurasi data dari Kernel Gaussian lebih rendah dibandingkan Kernel Polynomial dengan rata-rata tingkat akurasi data yang lebih tinggi. Melalui Kernel Polynomial ditemukan keberhasilan akurasi tertinggi ada pada piksel. Melalui hasil ini ditunjukkan bahwa yang terbaik dalam mengklasifikasikan citra dengan akurasi 83% adalah Kernel Polynomial pada jarak piksel 1.

4.	Ningrum, 2019	Hasil klasifikasi menunjukkan penyebab dari terjangkitnya penyakit pada tanaman cabai adalah jamur atau bakteri. Hal ini membantu petani dalam menentukan solusi yang tepat. Melalui pengujian menggunakan metode blackbox testing, didapatkan hasil bahwa fitur dalam prototype aplikasi telah berjalan dengan baik.
5.	Zikra, 2021	Pengujian menggunakan 400 citra yang terdiri dari 4 kelas yang masing-masing mempunyai 100 citra. Pada saat parameter 3 ciri (kontras, korelasi dan energi) dan 4 ciri (kontras, Korelasi, Energi, dan Homogeniti), jenis kernel polynomial dan multiclass OAO (One Against One) tingkat akurasi sebesar 95%. Sedangkan pada parameter 1 ciri (kontras), jenis kernel polynomial dan multiclass OAA (One Against All) dan jenis kernellinear dan multiclass OAO (One Against One) didapatkan tingkat akurasi terkecil yaitu 40%. Melalui hasil ini, disimpulkan bahwa semakin banyak data latih maka akan semakin tinggi hasil akurasi yang didapatkan oleh sistem.

## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Spesifikasi Perangkat.

Berikut adalah daftar perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan selama melakukan penelitian ini :

##### 3.1.1 Perangkat Keras (*Hardware*)

**Tabel 3.1** Perangkat Keras (*Hardware*)

No.	Hardware	Spesifikasi
1.	Perangkat	Laptop Lenovo ideapad 310
2.	Processor	Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @ 2.50GHz 2.70 GHz
3.	Monitor	14 Inch
4.	Ram	16 Gb

##### 3.1.2 Perangkat Lunak (*Software*)

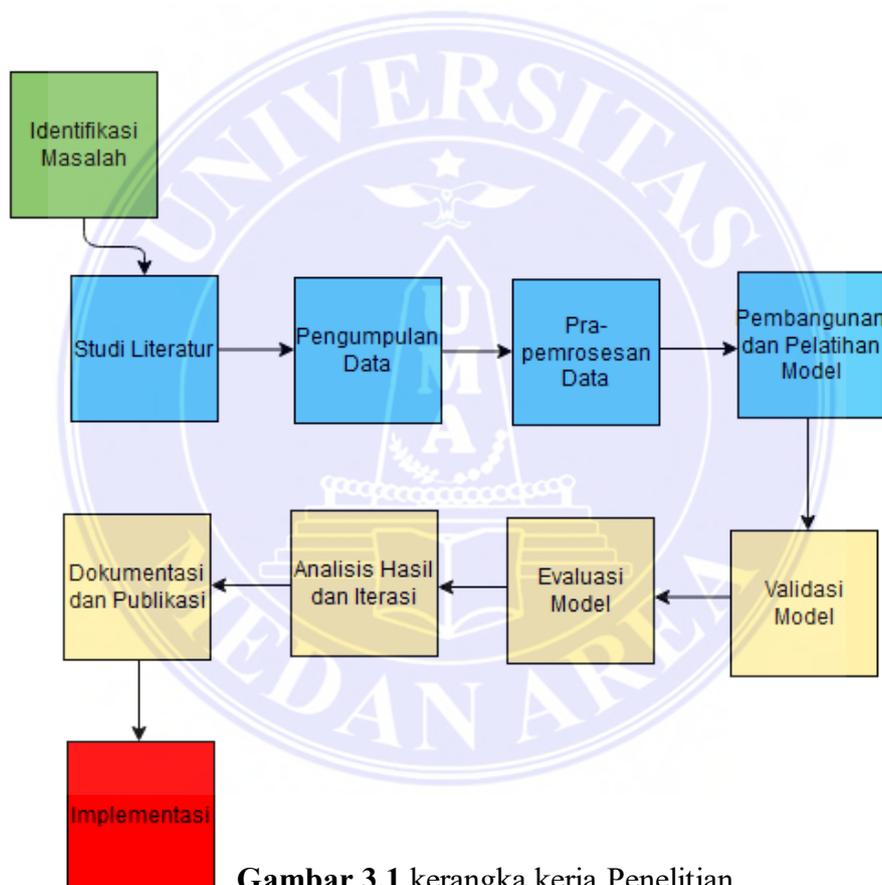
**Tabel 3.2** Perangkat lunak (*Software*)

No.	Software	Spesifikasi
1.	OS	Windows 10 Pro 64-bit
2.	Tools	Python fiddle

3.	Bahasa Pemograman	Python
----	-------------------	--------

### 3.2 Metode Penelitian

Analisis arsitektur *Residual network* dalam klasifikasi jenis penyakit pada tanaman cabai, dibuat dalam beberapa tahap melalui bentuk diagram alur untuk mempermudah penyusunan penelitian ini. Diagram alur dapat dilihat melalui Gambar 3.1 berikut :



**Gambar 3.1** kerangka kerja Penelitian

Pada Gambar 3.1 Penelitian dimulai dengan identifikasi masalah spesifik yang ingin diatasi. Dalam kasus ini, masalahnya adalah deteksi dan klasifikasi penyakit pada daun cabai menggunakan citra. Tujuannya adalah untuk mengembangkan model yang dapat secara akurat mengenali berbagai jenis penyakit metodologi penelitian dalam sebuah dokumen yang sistematis dan menerbitkannya

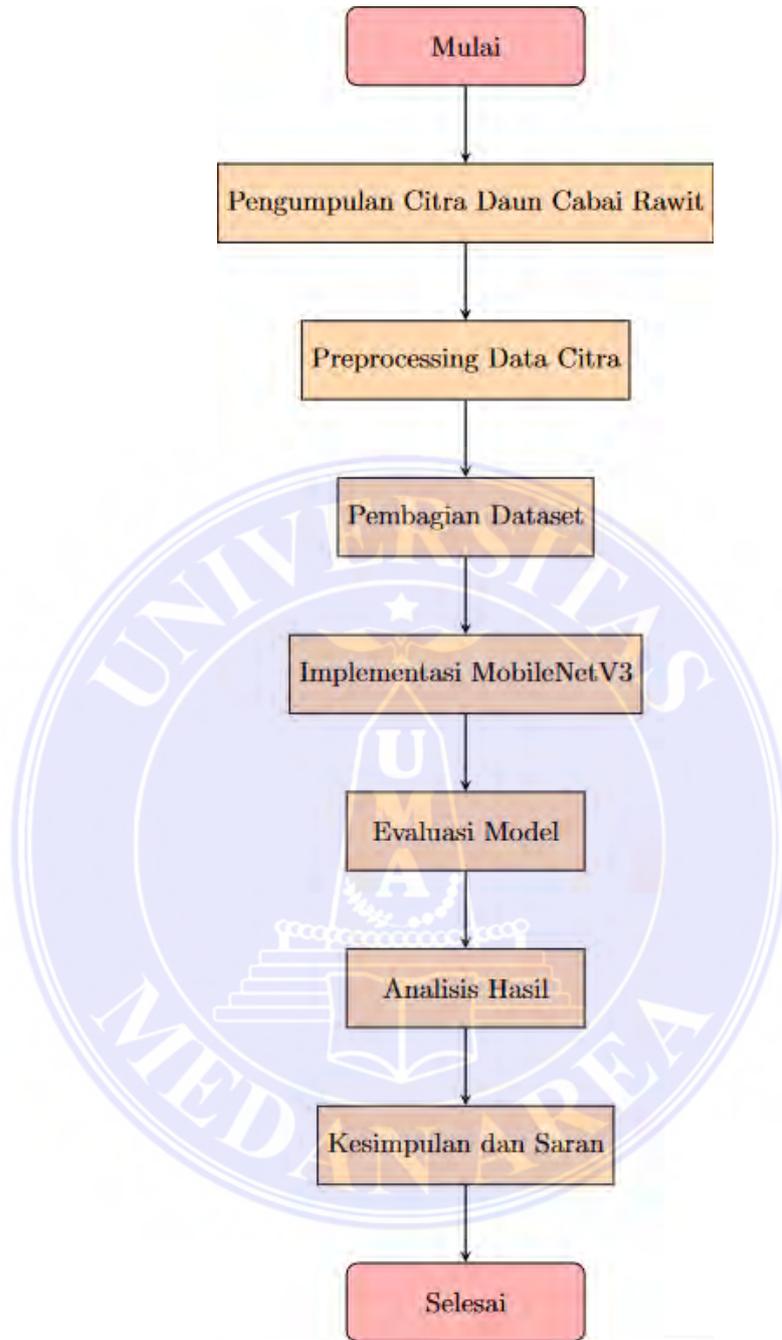
untuk berbagi pengetahuan dengan komunitas ilmiah dan praktisi di bidang terkait. Menerapkan model yang telah diuji dan ditingkatkan dalam aplikasi nyata untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada tanaman cabai, membantu petani dan praktisi pertanian dalam pengelolaan penyakit tanaman, berperan dalam pengukuran tingkat keberhasilan menggunakan pola terukur yang mengacu pada pola *training*, sehingga hasil dari klasifikasi berupa jenis penyakit pada daun cabai. *Data testing* dilakukan secara langsung pada tahap klasifikasi dan pada tahap akhir untuk menentukan hasil dari klasifikasi pada data *training* dan data *testing*.

### 3.3 Teknik Pengumpulan Data

Data masukan untuk penelitian ini diperoleh dari gambar yang diambil dari ladang petani tanaman cabai, yang telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya. Dataset ini sudah tersedia dan dapat digunakan oleh peneliti selanjutnya. Penelitian ini difokuskan pada klasifikasi gambar daun cabai yang dibagi menjadi dua kelas utama, yaitu kelas positif (daun dengan penyakit) dan kelas negatif (daun sehat). Selain itu, dilakukan juga kajian literatur untuk memperkuat metodologi penelitian.

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berjumlah 1000 sampel gambar yang selanjutnya dibagi menjadi dua set: data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Pembagian ini dilakukan dengan proporsi 75% data pelatihan dan 25% data pengujian. Setiap gambar difokuskan pada bagian daun tanaman cabai sebagai objek utama untuk memastikan bahwa model dapat belajar dari fitur-fitur yang relevan.

Proses pengumpulan data dapat digambarkan dalam *flowchart* berikut:



**Gambar 3.2** *Flowchart* Proses CNN

**Tabel 3.3** Pembagian Data

No.	Kelas	Dataset		
		<i>Training(80%)</i>	<i>Testing(10%)</i>	<i>Validation (Val) (10%)</i>
1.	Penyakit Kuning	800	100	100
2.	Penyakit Bercak daun	800	100	100
3.	Penyakit keriting	800	100	100
4	Sehat	800	100	100

### 3.4 *Hyperparameter*

**Tabel 3.4** *Hyperparameter*

No.	Parameter	value
1	Epoch	50
2	Batch Size	64
3	Learning Rate	0.001
4	Optimizer	Adam
5	Dropout	0.5

#### **Penjelasan:**

- a. ***Epoch***: Jumlah iterasi pelatihan pada dataset. Dalam eksperimen ini, beberapa opsi epoch diuji untuk melihat pengaruhnya terhadap performa model.
- b. ***Batch Size***: Ukuran batch menentukan berapa banyak data yang diproses dalam satu waktu. Berbagai ukuran batch diuji untuk melihat pengaruh terhadap stabilitas dan kecepatan pelatihan.
- c. ***Learning Rate***: Nilai ini mengontrol seberapa besar langkah yang diambil dalam

- memperbarui bobot model. Berbagai learning rate diuji untuk mencapai keseimbangan antara kecepatan konvergensi dan kestabilan pelatihan.
- d. **Optimizer**: Digunakan untuk memperbarui bobot model berdasarkan perhitungan gradien. Optimizer yang diuji termasuk **RMSprop**, **Adam**, dan **SGD**.
- e. **Dropout**: Teknik regularisasi yang membantu mencegah *overfitting* dengan menghapus beberapa neuron secara acak selama pelatihan. Berbagai nilai *dropout* diuji.

### 3.5 Metode Evaluasi

#### 3.5.1 Parameter Performansi

Parameter performansi berperan dalam tolak ukur dari penilaian kinerja dan kualitas sistem yang dibuat, serta berfungsi untuk memeriksa apakah sistem sudah bisa mempelajari data dari tiap kelasnya. Nilai *confusion matrix* ini bertujuan untuk menganalisis akurasi, *recall*, *presisi*, dan skor F1- dan F2-sistem untuk mengetahui kualitas sistem. *Confusion Matrix*

*Confusion Matrix* adalah parameter yang digunakan untuk menilai kualitas dan kerja dari model yang ada. Nilai dari *confusion* ini menghitung akurasi, *presisi*, *recall* dan *F1-score*, *F1-score*.

**Tabel 3.5** Kelas Positive dan Negative

Confusion Matrix		Kelas aktual	
		positif	Negatif
Kelas Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

True Positive (TP) : Data hasil aktual positif, mengidentifikasi dengan benar positif

True Negative(TN) : data hasil aktual negatif, mengidentifikasi dengan benar negatif

False Positive (FP) : data hasil aktual negatif,salah mengidentifikasi dengan positif

False Negative (FN) : data hasil aktual positif, salah mengidentifikasi dengan negatif

1. Akurasi.

Akurasi adalah parameter untuk perbandingan kelas prediksi dan jumlah total semua data yang digunakan. Akurasi ini berperan untuk mengetahui efektifitas dari kelas dalam klasifikasi. Menghitung nilai akurasi rumusnya sebagai berikut :

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots 3.1$$

## 2. Presisi

Presisi adalah parameter yang berperan sebagai penentuan nilai keakuratan informasi yang diinginkan oleh pengguna dan hasil yang diperoleh sistem yang telah dibuat. Presisi ini memberikan hasil berdasarkan persentase, yang menunjukkan klasifikasi kelas yang benar terhadap data prediksi benar. Persentase yang dihitung oleh rumus dapat ditemukan sebagai berikut:

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots 3.2$$

## 3. Recall

Recall adalah parameter yang mengidentifikasi nilai positif dan berperan dalam perbandingan total data benar terprediksi positif. Kalau semakin tinggi nilai positif makanya tinggi pula nilai Recall. Rumus mencari Recall sebagai berikut :

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP} \dots\dots\dots 3.3$$

## F1-Score

F1-Score adalah nilai rata -rata presisi dan Recall. Rumus menghitungnya sebagai berikut :

$$F1 = 2 \cdot \frac{Presisi \cdot Recall}{Presisi+Recall} = \frac{2TP}{TP+1/2(FP+FN)} \dots\dots\dots 3.4$$

4. Uji coba model di lapangan dengan gambar daun cabai yang diambil langsung dari tanaman dapat memberikan gambaran nyata tentang performa model dalam kondisi dunia nyata.
5. Mengoptimalkan model untuk implementasi di perangkat *mobile* atau *IoT* dapat memperluas aplikasi praktis dari hasil penelitian ini dalam mendukung petani dalam pengawasan kesehatan tanaman secara *real-time*.



## DAFTAR PUSTAKA

- Abdalla, H. B., Ahmed, A. M., Zeebaree, S. R., Alkhayat, A., & Ihnaini, B. (2022). *Rider weed deep residual network-based incremental model for text classification using multidimensional features and MapReduce*. *PeerJ Computer Science*, 8, e937.
- Anggoro, D. A., & Mukti, S. S. (2021). *Performance Comparison of Grid Search and Random Search Methods for Hyperparameter Tuning in Extreme Gradient Boosting Algorithm to Predict Chronic Kidney Failure*. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 14(6).
- Anggraeni, D. S., Widayana, A., Rahayu, P. D., & Rozikin, C. (2022). Metode Algoritma *Convolutional Neural Network* pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, 7(1), 73-78.
- Anshori, R. B., Fauzi, H., & Siadari, T. S. (2023). Klasifikasi Citra Kanker Serviks Menggunakan Deep Residual Network. *eProceedings of Engineering*, 9(6).
- Dzaky, A. T. R., & AlMaki, W. F. (2021). Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *eProceedings of Engineering*, 8(2).
- Erwandi, R., & Suyanto, S. (2020). Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Residual Neural Network. *Indonesia Journal on Computing (Indo-JC)*, 5(1), 45-52.
- FEBRIANA, B. (2020). *TA: Identifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Resnet 50 Dilated Convolution Neural Network* (Doctoral dissertation, Institut Teknologi Nasional Bandung).
- Hariyani, Y. S., Hadiyoso, S., & Siadari, T. S. (2020). Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 8(2), 443.
- Hodiyah, I., Hartini, E., & Amilin, A. (2019). Efikasi pestisida nabati dalam pengendalian penyakit antraknosa pada tanaman cabai (*Capsicum annum L.*). *Jurnal Agroekoteknologi*, 11(2), 189-199.
- Ibrahim, N. U. R., LESTARY, G. A., HANAFI, F. S., SALEH, K., PRATIWI, N. K. C., HAQ, M. S., & MASTUR, A. I. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Pucuk Daun Teh menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*. *ELKOMIKA:*

*Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika, 10(1), 162.*

- Illahi, P. P., Fauzi, H., & Siadari, T. S. (2022). Klasifikasi Penyakit Pneumonia Dan Covid-19 Berbasis Citra X-ray Menggunakan *Arsitektur Deep Residual Network*. *eProceedings of Engineering, 9(4)*.
- Indarwati, S. A., & Susilawati, I. (2022). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah Menggunakan Metode *Certainty Factor Dan Weighted Berbasis Web*. *Journal Of Information System And Artificial Intelligence, 2(2), 56-63*.
- Jalil, A. J., & Reda, N. M. (2022). *Infrared Thermal Image Gender Classifier Based on the Deep ResNet Model*. *Advances in Human-Computer Interaction, 2022*.
- Li, J., Fang, F., Mei, K., & Zhang, G. (2018). *Multi-scale residual network for image super-resolution*. In *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV) (pp. 517-532)*.
- Mousavi, S. M., Zhu, W., Sheng, Y., & Beroza, G. C. (2019). CRED: A deep residual network of convolutional and recurrent units for earthquake signal detection. *Scientific reports, 9(1), 1-14*.
- Mutmaini, L. F. (2018). *Pengaruh Interval Pemberian Dengan Berbagai Pestisida Nabati Terhadap Hama Tanaman Cabai Rawit (Capsicum Frutescens L.)* (Doctoral dissertation, Universitas Islam Riau).
- Navon, D., & Bronstein, A. M. (2022). *Random Search Hyper-Parameter Tuning: Expected Improvement Estimation and the Corresponding Lower Bound*. *arXiv preprint arXiv:2208.08170*.
- Nugraha, W., & Sasongko, A. (2022). *Hyperparameter Tuning on Classification Algorithm with Grid Search*. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi, 11(2), 391-401*.
- Nurhopipah, A., & Larasati, N. A. (2021). *CNN hyperparameter optimization using random grid coarse-to-fine search for face classification*. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control, 19-26*.
- Oyewola, D. O., Dada, E. G., Misra, S., & Damaševičius, R. (2021). Detecting cassava mosaic disease using a deep residual convolutional neural network with distinct block processing. *PeerJ Computer Science, 7, e352*.

- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode *Convolutional Neural Network*. *Format J. Ilm. Tek. Inform*, 8(2), 138.
- Permadi, J., & Harjoko, A. (2018). Identifikasi Penyakit Cabai Berdasarkan GejalaBercak Daun dan Penampakan Conidia Menggunakan Probabilistic *Neural Network*. *SEMNASKIT 2015*.
- Puspitasari, A. M., Ratnawati, D. E., & Widodo, A. W. (2018). Klasifikasi penyakitgigi dan mulut menggunakan metode Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- Pratiwi, A. E. N. (2018). Sistem Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah Dengan Metode Backward Chaining (Studi Kasus: Petani Cabai Merah Desa Grobongan Kabupaten Madiun).
- Ridhovan, A., & Suharso, A. (2022). Penerapan metode residual network (RESNET) dalam klasifikasi penyakit pada daun gandum. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 7(1), 58-65.
- Ristiawanto, S. P., Irawan, B., & Setianingsih, C. (2021). Pengenalan ekspresi wajah berbasis convolutional neural network menggunakan arsitektur *residual network-50*. *eProceedings of Engineering*, 8(5).
- Rosalina, R., & Wijaya, A. (2020). Pendeteksian Penyakit pada Daun Cabai dengan Menggunakan Metode *Deep Learning*. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 6(3).
- Saputra, F. B., Kallista, M., & Setianingsih, C. (2023). Deteksi *Social Distancing* Dan Penggunaan Masker Di Restoran Menggunakan *Algoritma Residual Network (RESNET)*. *eProceedings of Engineering*, 10(1).
- Suhardin, I., Patombongi, A., & Islah, A. M. (2021). Mengidentifikasi Jenis Tanaman Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*. *Simtek: jurnal sistem informasi dan teknik komputer*, 6(2), 100-108.
- Syarif, A. K. (2021). *Sistem Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Deep Learning dengan Library TensorFlow Lite (Doctoral dissertation, Universitas Hasanuddin)*.
- Tanjung, M. Y., Kristalisasi, E. N., & Yuniasih, B. (2018). Keanekaragaman Hama dan Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah (*Capsicum annum L*) Pada Daerah Pesisir

dan Dataran Rendah. *Jurnal Agromast*, 3(1).

Thiodorus, G., Prasetya, A., Ardhani, L. A., & Yudistira, N. (2021). Klasifikasi citra makanan/non makanan menggunakan metode *Transfer Learning* dengan model Residual Network. *Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 11(2), 74-83.

Tuhumury, G. N. C., & Amanupunyo, H. R. (2018). Kerusakan tanaman cabai akibat penyakit virus di Desa Waimital Kecamatan Kairatu. *Agrologia*, 2(1).

Turner, R., Eriksson, D., McCourt, M., Kiili, J., Laaksonen, E., Xu, Z., & Guyon, I. (2021, August). *Bayesian optimization is superior to random search for machine learning hyperparameter tuning: Analysis of the black-box optimization challenge 2020*. In *NeurIPS 2020 Competition and Demonstration Track* (pp. 3-26). PMLR.

Wang, F., & Ying, Y. (2022). *Evaluation of students' innovation and entrepreneurship ability based on resnet network*. *Mobile Information Systems*, 2022.

Wu, Z., Nagarajan, T., Kumar, A., Rennie, S., Davis, L. S., Grauman, K., & Feris, R. (2018). Blockdrop: Dynamic inference paths in residual networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 8817-8826).

Zheng, S., Rahmat, R. W. O., Khalid, F., & Nasharuddin, N. A. (2019). 3D texture-based face recognition system using fine-tuned deep residual networks. *PeerJ Computer Science*, 5, e236.

Zikra, F., Usman, K., & Patmasari, R. (2021, September). Deteksi Penyakit Cabai Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine*. In *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya* (Vol. 1, pp. 105-113).

Jia, L., Wang, T., Chen, Y., Zang, Y., Li, X., Shi, H., & Gao, L. (2023). MobileNet-CA-YOLO: An Improved YOLOv7 Based on the MobileNetV3 and Attention Mechanism for Rice Pests and Diseases Detection. *Agriculture*, 13(7), 1285. <https://doi.org/10.3390/agriculture13071285>

## LAMPIRAN

### Lampiran 1 kode Program

```
Inport random
Inport os
Inport numpy as np
Inport panda as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow import keras
from sklearn.preprocessing import LabelBinarizer
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.layers import Input, Conv2D, Maxpooling2D,
BatchNormalization, GlobalAveragePooling2D, Flatten, Dense, Dropout, Concatenate,
AveragePooling2D, concatenate
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.losses import CategoricalCrossentropy
from tensorflow.keras.optimizers import Adadelta, Adam
from sklearn.metrics import classification_report
from tensorflow.keras.applications.mobilenet_v2 import MobileNetV2
from tensorflow.keras.applications import MobileNet
from tensorflow.keras.applications import MobileNetV3Small, MobileNetV3Large
from tensorflow.keras.callbacks import (Callback, CSVLogger, EarlyStopping,
LearningRateScheduler, ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau)
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score,
fbeta_score, confusion_matrix
import cv2
import seaborn as sns
```

```
# Load MobileNetV1

base_model_V1 = MobileNet(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224,
224, 3))

# Add custom top layers

x = base_model_V1.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(1024, activation='relu')(x)
predictions = Dense(4, activation='softmax')(x)

# Freeze the base model layers (optional, depending on fine-tuning needs)
for layer in base_model_V1.layers:
    layer.trainable = False

# Compile the model
model.compile(optimizer='Adam', loss=CategoricalCrossentropy(), metrics=['accuracy'])

test_generator = val_test_datagen.flow_from_directory(
    test_data,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=batch_size,
    class_mode=None,
    shuffle=False)
```

## Lampiran 2 Hasil Plagiasi

 **Similarity Report ID:** oid:29477:94529432

PAPER NAME	AUTHOR
<b>ANALISIS ARSITEKTUR MOBILENETV3 D ALAM MENGLASIFIKASI PENYAKIT TA NAMAN CABAI RAWIT MELALUI CITRA D AU</b>	<b>RIMON REJA SIMAMORA</b>

WORD COUNT	CHARACTER COUNT
<b>7709 Words</b>	<b>50317 Characters</b>

PAGE COUNT	FILE SIZE
<b>61 Pages</b>	<b>1.7MB</b>

SUBMISSION DATE	REPORT DATE
<b>May 6, 2025 1:52 PM GMT+7</b>	<b>May 6, 2025 1:53 PM GMT+7</b>

### ● 10% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 10% Internet database
- 2% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database

### ● Excluded from Similarity Report

- Submitted Works database
- Bibliographic material
- Cited material
- Abstract
- Small Matches (Less than 15 words)

Summary

## Lampiran 3 Sk Pembimbing



# UNIVERSITAS MEDAN AREA FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate / Jalan Gedung PBSI, Medan 20223  
Kampus II : Jalan Sei Serayu Nomor 70 A / Jalan Setia Budi Nomor 79 B, Medan 20112 Telepon : (061) 8225602, 8201994  
Fax : (061) 8226331 HP : 0811 607 259 website: www.uma.ac.id Email : univ\_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 825/FT/01.10/III/2024

21 Maret 2024

Lampiran : -

Hal : **Pembimbing Tugas Akhir**

Yth. Pembimbing Tugas Akhir

**Muhathir S.T, M.Kom ( Sebagai Pembimbing )**

di Tempat

Dengan hormat, sehubungan telah dipenuhinya persyaratan untuk memperoleh Tugas Akhir dari mahasiswa atas :

Nama : RIMON REJA SIMAMORA

NIM : 198160087

Jurusan : TEKNIK INFORMATIKA

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :

**Muhathir S.T, M.Kom ( Sebagai Pembimbing )**

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

**"Analisis arsitektur MobileNetV3 dalam mengklasifikasi penyakit tanaman cabai rawit melalui Citra Daun"**

SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Dekan,



Dr Eng. Supriatno.ST, MT,



## Lampiran 4 Surat pengantar Riset

**UNIVERSITAS MEDAN AREA**  
**FAKULTAS TEKNIK**

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, Medan, 20223  
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 4240294, Medan, 20122  
Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ\_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 454 /FT.6/01.10/XI/2024 25 November 2024  
Lamp : -  
Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

Yth. Kepala Desa Medan Estate  
Jln. Kolam No.12  
Di  
Medan

Dengan hormat,  
Kami mohon kesediaan Bapak/Ibu berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	N A M A	N P M	PRODI
1	Rimon Reja Simamora	198160087	Teknik Informatika

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir pada perusahaan/Instansi yang Bapak/Ibu Pimpin.

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan ilmiah dan Skripsi yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul penelitian :

**Analisis Arsitektur *MobileNetV3* dalam Mengklasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Rawit melalui Citra Daun**

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

Dekan,  
  
Dr. Eng. Supriatno, ST, MT

**Tembusan :**  
1. Ka. BPMPP  
2. Mahasiswa  
3. File



## Lampiran 5 Surat Selesai Riset

