

**KLASIFIKASI PENYAKIT CABAI MERAH MELALUI CITRA  
DAUN DENGAN PEMANFAATAN MODEL VGG19**

**SKRIPSI**

**OLEH:**

**LEWISA MALIHI PUTRA SINAGA**

**198160023**



**PROGRAM 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

**KLASIFIKASI PENYAKIT CABAI MERAH MELALUI  
CITRA DAUN DENGAN PEMANFAATAN MODEL VGG19**

**SKRIPSI**

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

Oleh:

**LEWISA MALIHI PUTRA SINAGA**

**198160023**

**PROGRAM 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

## LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Klasifikasi Penyakit Cabai Merah Melalui Citra Daun Dengan Pemanfaatan Model VGG19  
Nama : Lewisa Malihi Putra Sinaga  
Npm : 198160023  
Fakultas : Teknik Informatika

Disetujui Oleh :

Pembimbing



Muhathir, ST., M.Kom

Diketahui :

Dekan Fakultas Teknik



Supriatno, S.T, MT.

Ketua Prodi. Teknik Informatika



Rizka Muliono S.Kom, M.Kom

Tanggal Lulus: 12 Maret 2025.

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 26/8/25

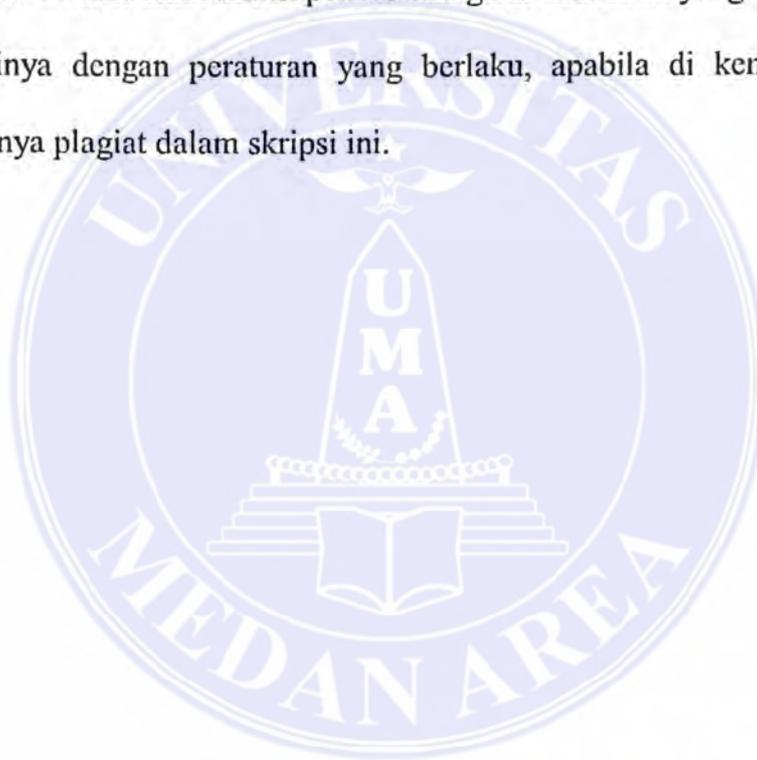
1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

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

## HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar sarjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain setelah di tulis sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulis ilmiah.

Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku, apabila di kemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.



Medan, 12 Maret 2025



Lewisa Malihi Putra Sinaga

198160023

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

---

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

Nama : Lewisa Malihi Putra Sinaga

Npm : 198160019

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Teknik

Jenis Karya : Skripsi

Demi Pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (Non-exclusive Royalty-Free Right)** atas karya ilmiah saya yang berjudul :

**KLASIFIKASI PENYAKIT CABAI MERAH MELALUI CITRA DAUN  
DENGAN PEMANFAATAN MODEL VGG19.**

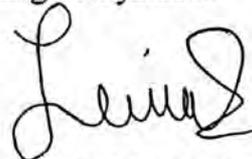
Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalih media/format-kan, mengelola dalam bentuk pengkalan data (Databases), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Medan

Pada tanggal 12 Maret 2025

Yang Menyatakan



(Lewisa Malihi Putra Sinaga)

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

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa yang selalu menyertai kita semua, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“KLASIFIKASI PENYAKIT CABAI MERAH MELALUI CITRA DAUN DENGAN PEMANFAATAN MODEL VGG19”**. Sebagai salah satu syarat yang dilakukan untuk menyelesaikan program sarjana (S1) pada program sarjana Fakultas Teknik Dan Jurusan Teknik Informatika Di Universitas Medan Area.

Dengan kesempatan ini, penulis mengucapkan terimakasih terhadap pihak-pihak yang telah memberi banyak dukungan serta arahan sehingga penulis bisa menyelesaikan penelitian dengan baik, dan untuk itu penulis menyampaikan terimakasih banyak kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa, karena berkat dan karunia-Nya penulis bisa menyelesaikan penelitian dan skripsi dengan baik.
2. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng,M.Sc, selaku Rektor Universitas Medan Area
3. Dr. Eng., Supriatno, S.T,MT. selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
4. Rizki Muliono S.Kom,M.Kom. selaku Ketua Kaprodi Informatika Universitas Medan Area.
5. Muhathir., St., M. Kom Selaku Dosen Pembimbing saya yang telah bersedia meluangkan waktu untuk memberikan arahan dan bimbingan selama penyusunan skripsi saya ini.
6. Seluruh jajaran dosen dan staf pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

7. Kedua orang tua Penulis, Jansen Sinaga S.pd dan Tikki Br Bancin, serta kedua abang saya Resimar Krismon Sinaga S.pd dan Rey Josef Reprendim Sinaga S.T yang telah memberikan doa serta dukungan selama penyusunan skripsi ini.

Penulis dengan penuh kesadaran mengakui bahwa penelitian ini belum terlepas dari kekurangan tertentu. Oleh karena itu, penulis dengan rendah hati memohon maaf atas segala kesalahan yang mungkin terdapat dalam penelitian ini. Penulis sangat menghargai kritik dan saran yang konstruktif dari pembaca, karena hal tersebut akan membantu penulis untuk meningkatkan kualitas penelitian di masa mendatang.

Medan, 12 Maret 2025

  
Lewisa Malihi Putra Sinaga  
198160023

## ABSTRAK

Penyakit pada tanaman cabai merah 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 VGG19 dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun cabai merah berbasis citra visual. Metodologi penelitian meliputi tahapan prapemrosesan citra, ekstraksi fitur, dan pelatihan model VGG19 menggunakan dataset citra daun cabai merah yang terdiri dari citra daun sehat dan terinfeksi penyakit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa implementasi CNN dengan arsitektur VGG19 menghasilkan performa klasifikasi penyakit daun cabai merah yang sangat baik. Dengan *hyperparameter* optimal meliputi *epoch* 20, *optimizer* RMSprop, dan *learning rate* 0.001, model mencapai akurasi 0.9833, presisi 0.9841, *recall* 0.9833, dan *F1-score* 0.9833. penelitian ini efektif digunakan untuk deteksi otomatis penyakit pada tanaman cabai merah, 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 *real-time* guna mendukung sistem monitoring.

**Kata Kunci** : Klasifikasi, Penyakit Cabai Merah, Citra Daun, VGG19, CNN.

## ABSTRACT

*Diseases in red chili plants represent one of the serious problems in the agricultural sector, potentially causing significant productivity decline. In recent years, artificial intelligence-based systems, particularly Convolutional Neural Networks (CNN), have been widely applied for automatic and accurate plant disease detection. This research aimed to evaluate the effectiveness of a CNN model with VGG19 architecture in classifying diseases on red chili leaves based on visual images. The research methodology included image preprocessing, feature extraction, and training of the VGG19 model using a dataset of red chili leaf images consisting of healthy and diseased leaves. The results showed that the implementation of CNN with the VGG19 architecture produced excellent classification performance for red chili leaf diseases. With optimal hyperparameters including 20 epochs, RMSprop optimizer, and a learning rate of 0.001, the model achieved an accuracy of 0.9833, precision of 0.9841, recall of 0.9833, and F1-score of 0.9833. This research was effective for automatic detection of diseases in red chili plants and had the potential to serve as a foundation for developing a monitoring system. For future research, it is recommended to explore other CNN architectures, develop Android-based mobile applications, or integrate drone technology for real-time image acquisition to support the monitoring system.*

**Keywords:** *Classification, Red Chili Disease, Leaf Image, VGG19, CNN.*



## RIWAYAT HIDUP

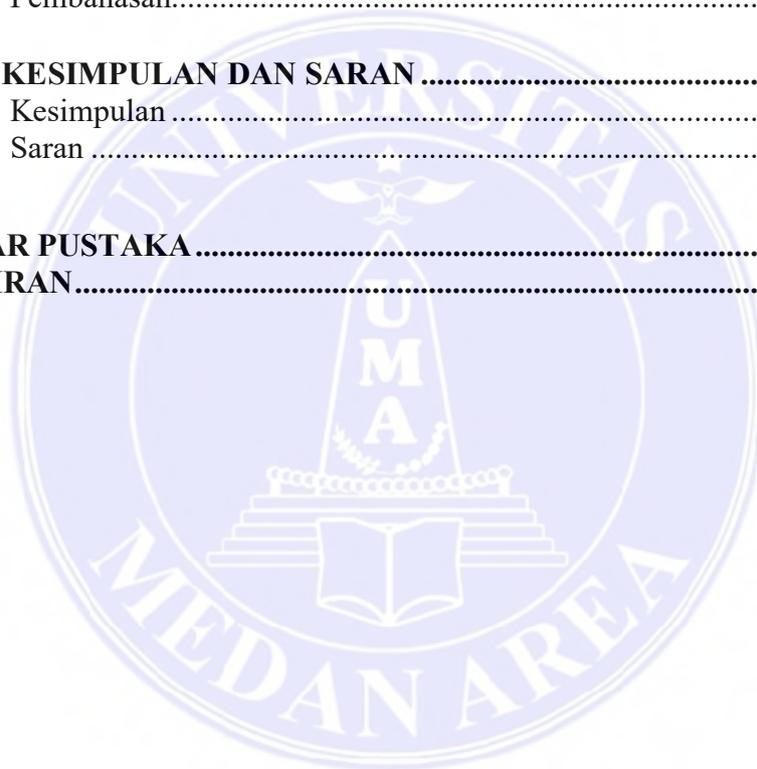
Penulis lahir di Desa Sanggaberu Silulusan pada tanggal 25 November 2001 dari Ayah Jansen Sinaga S.pd dan Ibu Tikki Br Bancin. Penulis adalah anak ketiga dari 3 (tiga) bersaudara. Penulis pertama kali memulai pendidikan dibangku SD Negeri 2 Sanggaberu pada tahun 2007-2013, meneruskan Pendidikan di Sekolah Menengah Pertama Negeri 4 Gunung Meriah diselesaikan pada tahun 2013-2016, Meneruskan Pendidikan Sekolah Menengah Kejuruan Swasta Maranatha Sidikalang pada tahun 2016-2019. Pada tahun 2019 penulis lulus dari SMK Swasta Maranatha Sidikalang dan pada tahun 2019 terdaftar sebagai mahasiswa Fakultas Teknik Prodi Teknik Informatika Universitas Medan Area. Pada saat ini tahun 2025 penulis telah selesai melakukan Sidang 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>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	<b>xiii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	5
1.3 Tujuan Penelitian .....	6
1.4 Batasan Masalah .....	6
1.5 Manfaat Penelitian .....	6
1.6 Prosedur Penulisan.....	7
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	<b>9</b>
2.1 <i>Deep Learning</i> .....	9
2.2 VGG.....	9
2.2.1 VGG-16 .....	10
2.2.2 VGG-19 .....	10
2.3 Hama Dan Penyakit .....	10
2.3.1 Virus Kuning <i>Gemini</i> .....	10
2.3.2 Virus Keriting <i>Mozaik</i> .....	11
2.4 CNN ( <i>Convolution Neural Network</i> ).....	12
2.5 VGG19 ( <i>Visual Geometry Group 19</i> ).....	12
2.5.1 Konvolusi ( <i>Convolutional Layers</i> ).....	14
2.5.2 Lapisan Sepenuhnya Terhubung ( <i>Fully Connected Layers</i> ) .....	15
2.6 Keuntungan Metode Arsitektur VGG19.....	15
2.7 Kekurangan Metode Arsitektur VGG19 .....	16
2.8 Langkah -Langkah Membangun Metode Arsitektur VGG19 .....	17
2.9 Performa dan Penggunaan .....	19
2.10 <i>Confusion Matrix</i> .....	19
2.11 Penelitian Terdahulu .....	20
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>23</b>
3.1 Alur Penelitian .....	23
3.2 Teknik Pengambilan Data.....	25
3.3 Analisis Data.....	25
3.4 Evaluasi.....	26
3.4.1 <i>Classification Report</i> .....	26
3.4.2 Parameter VGG19 .....	27

<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>28</b>
4.1 Hasil .....	28
4.1.1 Persiapan Dataset.....	28
4.1.2 Augmentasi Dataset.....	30
4.1.3 Pemodelan Arsitektur VGG19 .....	33
4.1.4 Skenario Model .....	33
4.1.5 Model Skenario 1 .....	33
4.1.6 Model Skenario 2 .....	36
4.1.7 Model Skenario 3 .....	38
4.1.8 Model Skenario 4 .....	41
4.1.9 Model Skenario 5 .....	43
4.1.10 Model Skenario 6 .....	45
4.1.11 Model Skenario 7 .....	48
4.2 Pembahasan.....	50
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>55</b>
5.1 Kesimpulan .....	55
5.2 Saran .....	55
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>57</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>60</b>



## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b> Virus <i>Gemini</i> .....	11
<b>Gambar 2.2</b> Keriting <i>Mozaik</i> .....	12
<b>Gambar 2.3</b> Model VGG19 .....	13
<b>Gambar 3.1</b> Alur Penelitian.....	23
<b>Gambar 4.1</b> Dataset Kualitas Rendah.....	28
<b>Gambar 4.2</b> Proses <i>Cropping</i> Dataset.....	29
<b>Gambar 4.4</b> Hasil <i>Augmentasi</i> dengan Rotasi .....	31
<b>Gambar 4.5</b> Hasil <i>Augmentasi</i> dengan <i>Width Shift</i> .....	31
<b>Gambar 4.6</b> Hasil <i>Augmentasi</i> dengan <i>Height Shift</i> .....	32
<b>Gambar 4.7</b> Hasil <i>Augmentasi</i> dengan <i>Zoom</i> .....	32
<b>Gambar 4.8</b> Hasil <i>Augmentasi</i> dengan <i>Horizontal Flip</i> .....	32
<b>Gambar 4.9</b> Akurasi dan <i>Loss</i> Model Skenario 1 .....	34
<b>Gambar 4.10</b> <i>Confusion Matrix</i> pada Adam.....	35
<b>Gambar 4.11</b> Akurasi dan <i>Loss</i> Model Skenario 2.....	36
<b>Gambar 4.12</b> <i>Confusion Matrix</i> pada AdaMax .....	37
<b>Gambar 4.13</b> Akurasi dan <i>Loss</i> Model Skenario 3 .....	39
<b>Gambar 4.14</b> <i>Confusion Matrix</i> pada AdaDelta .....	39
<b>Gambar 4.15</b> Akurasi dan <i>Loss</i> Model Skenario 4.....	41
<b>Gambar 4.16</b> <i>Confusion Matrix</i> pada SGD .....	42
<b>Gambar 4.17</b> Akurasi dan <i>Loss</i> Model Skenario 5.....	43
<b>Gambar 4.18</b> <i>Confusion Matrix</i> pada RMSprop.....	44
<b>Gambar 4.19</b> Akurasi dan <i>Loss</i> Model Skenario 6.....	46
<b>Gambar 4.20</b> <i>Confusion Matrix</i> pada AdaGrad.....	46
<b>Gambar 4.21</b> Akurasi dan <i>Loss</i> Model Skenario 7.....	48
<b>Gambar 4.22</b> <i>Confusion Matrix</i> pada Nadam.....	49

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b> <i>Confusion Matrix Clasification</i> .....	<b>20</b>
<b>Tabel 2.2</b> Penelitian Terdahulu.....	<b>21</b>
<b>Tabel 3.1</b> Pembagian Dataset .....	<b>26</b>
<b>Tabel 4.1</b> Tabel Skenario Model .....	<b>33</b>
<b>Tabel 4.2</b> <i>Classification Report Adam</i> .....	<b>35</b>
<b>Tabel 4.3</b> <i>Classification Report AdaMax</i> .....	<b>37</b>
<b>Tabel 4.4</b> <i>Classification Report AdaDelta</i> .....	<b>40</b>
<b>Tabel 4.5</b> <i>Classification Report SGD</i> .....	<b>42</b>
<b>Tabel 4.6</b> <i>Classification Report RMSprop</i> .....	<b>45</b>
<b>Tabel 4.7</b> <i>Classification Report AdaGrad</i> .....	<b>47</b>
<b>Tabel 4.8</b> <i>Classification Report Nadam</i> .....	<b>49</b>
<b>Tabel 4.9</b> Tabel Perbandingan.....	<b>50</b>
<b>Tabel 4.10</b> Perbandingan Dengan Penelitian Terdahulu .....	<b>51</b>



## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran 1</b> Kode Program .....	<b>60</b>
<b>Lampiran 2</b> Hasil Plagiasi .....	<b>61</b>
<b>Lampiran 3</b> SK Pembimbing.....	<b>62</b>
<b>Lampiran 4</b> Surat Pengantar Riset.....	<b>63</b>
<b>Lampiran 5</b> Surat Selesai Riset .....	<b>64</b>



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Komoditas tanaman cabai sangat penting bagi masyarakat Indonesia. Oleh karena itu, seringkali cabai menjadi salah satu faktor penyebab inflasi di perekonomian Indonesia (A. Tsany, 2021). Cabai (*Capsicum annum L*) adalah tanaman hortikultura yang populer di kalangan petani karena memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan sering digunakan baik untuk konsumsi rumah tangga maupun industri (R. Dzaky, 2021). Jenis cabai ini mencakup seperti cabai merah, cabai rawit, cabai besar, cabai keriting dan cabai hijau. Setiap jenis cabai memiliki karakteristik yang berbeda dalam hal ukuran, bentuk, warna, dan tingkat kepedasan yang dapat memengaruhi rasa dan aroma masakan yang dihasilkan. (Zikra, F., Usman, K, 2021). Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi cabai nasional mencapai 2,77 juta ton pada tahun 2022, naik sebesar 183,96 ribu ton atau 7,11% dibandingkan dengan tahun 2021. Produksi cabai besar di Indonesia mencapai 1,36 juta ton, meningkat sebesar 96,381ton atau 7,62% dibandingkan tahun sebelumnya (Anggraeni, D. S, 2022). Hama dan penyakit pada tanaman cabai merupakan faktor yang dapat mengurangi produktivitas dan kualitas hasil panen, hama adalah organisme yang merusak tanaman dengan memakan bagian-bagian tanaman atau mengganggu pertumbuhan tanaman sedangkan penyakit adalah kondisi yang disebabkan oleh patogen seperti jamur, bakteri, virus, atau nematoda yang menginfeksi tanaman (Patmasari, R, 2021).

Terdapat berbagai jenis-jenis hama dan penyakit yang bisa merusak tanaman cabai yaitu *thrips*, kutu daun, tungau merah, ulat grayak, lalat buah. Dari penyakit

diatas hama ini menyerang daun, bunga, dan buah dengan cara menghisap cairan sel tanaman, menyebabkan daun mengeriting dan buah berkerut (A. Tsany dan R. Dzaky, 2021). Penyakit pada tanaman cabai disebabkan oleh jamur, bakteri, dan virus yang terdiri dari Antraknosa, penyakit ini disebabkan oleh jamur dan menyerang buah, menyebabkan bercak hitam dan busuk, penyakit layu bakteri (*Ralstonia solanacearum*), penyakit ini disebabkan oleh bakteri dan menyebabkan layu mendadak pada tanaman cabai (Zikra, F., Usman, K., & Patmasari, R, 2021). Virus Mozaik (*Tobacco Mosaic Virus, TMV*), virus ini menyebabkan daun tanaman bercak-bercak kuning atau hijau tua, mengkerut, dan tanaman kerdil, busuk buah (*Phytophthora capsici*), penyakit ini disebabkan oleh jamur yang menyebabkan busuk pada buah cabai, terutama saat musim hujan, penyakit keriting kuning (*Yellow Leaf Curl Virus*), virus ini disebarkan oleh kutu kebul (*Bemisia tabaci*) dan menyebabkan daun menguning dan mengkeriting (W. Aceh and A. Dwi, 2021).

Berdasarkan keunikan bentuk, tekstur, pola, dan ukuran hama, penelitian ini mengujicobakan pengenalan jenis penyakit pada daun cabai berbasis komputerisasi dengan memanfaatkan metode *deep learning*. Berikut adalah berbagai metode *deep learning* yang akan dikemukakan yaitu *CNN*, *GAN*, *RNN*, *Transfer Learning*, *VGG19*. *CNN* (*Convolutional Neural Network*) bekerja dengan menggunakan lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur dari gambar *input*, diikuti oleh lapisan *pooling* untuk mengurangi dimensi dan meningkatkan efisiensi pemrosesan (Rozikin, C, 2022). *GAN* (*Generative Adversarial Networks*) dapat digunakan untuk menghasilkan data sintetik untuk pelatihan model pengenalan penyakit (M. A. Rasyid, 2022). *RNN* (*Recurrent Neural Network*) sering digunakan untuk data berurutan seperti teks atau sinyal waktu, namun juga dapat diterapkan dalam

konteks citra jika ada keterkaitan temporal antara data. *RNN* dapat mempertahankan informasi dari *input* sebelumnya untuk membuat prediksi yang lebih akurat (Alhamdani, F. D, 2021). *Transfer learning* memanfaatkan model yang telah dilatih pada tugas yang besar dan umum, lalu menyesuaikannya untuk tugas spesifik dengan jumlah data yang lebih kecil (Budiman, B, 2021). *VGG19* adalah model *deep learning* yang terdiri dari 19 lapisan, termasuk lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected*. Model ini terkenal karena arsitekturnya yang dalam dan kemampuannya dalam menangkap fitur kompleks dari gambar (Setyawan, R. 2022).

*VGG* pertama kali diperkenalkan oleh Karen Simonyan dan Andrew Zisserman pada tahun 2014 dalam makalah mereka yang berjudul "*Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*". Pada tahun ini, *VGG* dikenalkan dengan model yang disebut *VGG-16* dan *VGG-19*, yang mengacu pada jumlah lapisan dalam jaringan tersebut. Arsitektur ini terkenal karena kedalaman jaringan yang mencapai 16 dan 19 lapisan konvolusional yang berturut-turut, serta penggunaan *filter 3x3* yang kecil secara konsisten (Setyawan, R. 2022). Pada tahun 2015, tim riset dari *Visual Geometry Group* mengembangkan *VGG* lebih lanjut dengan berbagai eksperimen dan modifikasi. Mereka melakukan penelitian mendalam terhadap berbagai variasi dari arsitektur *VGG*, mengeksplorasi efek dari kedalaman jaringan, ukuran *filter*, dan parameter lainnya. Penelitian ini membantu memvalidasi keunggulan dari arsitektur yang dalam dan sederhana seperti *VGG* dalam tugas-tugas pengenalan gambar (Meena, G, 2022). Pada tahun 2016 dan tahun-tahun berikutnya, banyak peneliti yang menggunakan *VGG* sebagai dasar untuk mengembangkan model-model baru yang lebih canggih. Misalnya, beberapa

varian dari *VGG* telah digunakan sebagai *backbone* dalam sistem deteksi objek seperti *Faster R-CNN* dan *Mask R-CNN*. Selain itu, peneliti juga mengeksplorasi kombinasi *VGG* dengan teknik-teknik lain seperti *transfer learning*, augmentasi data, dan optimisasi *hyperparameter* untuk meningkatkan kinerja dalam berbagai aplikasi (Kumar, S. 2022).

Arsitektur *VGG* sudah banyak diteliti dalam berbagai kasus seperti deteksi banjir area perkotaan berbasis citra digital *convolutional neural network (VGG19)* (Akbar et al., 2022), perbandingan performa algoritma *VGG16* dan *VGG19* melalui metode *CNN* untuk klasifikasi varietas beras (Kusumawati & Noorizki, 2023), klasifikasi citra penyakit daun tanaman padi menggunakan *CNN* dengan arsitektur *VGG-19* (Rahma Shinta, 2023), pemodelan *lip reading* bahasa indonesia berbasis *visem* menggunakan *VGG16* serta *jaro-winkler similarity* dan *bigram* (Wicaksono et al., 2022), model klasifikasi jenis hewan dengan *SVM*, *KNN*, *logistic regression* menggunakan *pre-trained VGG16* (Samudra et al., 2023), klasifikasi cuaca menggunakan metode *VGG16*, *principal component analysis* dan *k-nearest neighbor* (Suryaman et al., 2021).

Para penelitian yang membahas klasifikasi penyakit pada tanaman cabai sudah banyak diteliti oleh para peneliti seperti (Rosalina & Wijaya, 2020) penelitian ini berhasil mengimplementasikan penyakit daun cabai menggunakan *Deep Learning* pengujian dengan jarak 1 meter dengan akurasi 68.8%, (Riva & Jayanta, 2023) peneliti ini membahas penyakit daun cabai menggunakan *YOLOv5* dengan akurasi 70%, (Azwan, Muhammad, 2023) peneliti ini membahas penyakit pada daun cabai menggunakan *Resnet* dengan akurasi 94%, (Anggraeni et al., 2022) peneliti ini menggunakan *CNN* untuk mengklasifikasi penyakit cabai dengan arsitektur

jaringan *convolutional neural network* pada *datates* menunjukkan akurasi sebesar 60%, (Zikra, 2021) peneliti ini berhasil mengklasifikasi penyakit tanaman cabai merah menggunakan metode *Gray Level Co-Occurence Matrix* Dan *Support Vector Machine*. Berdasarkan hasil pengujian dengan parameter 3 ciri meliputi kontras, korelasi, dan energi dan 4 ciri meliputi kontras, korelasi, energi, dan homogeniti didapatkan tingkat akurasi sebesar 95%.

Berdasarkan penelitian terdahulu, metode *VGG19* menunjukkan kelebihan dalam klasifikasi penyakit pada daun cabai. *VGG19*, dengan kedalaman arsitekturnya, mampu menangkap fitur-fitur penting yang memungkinkan identifikasi penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi. Namun, sejauh ini, metode *VGG19* belum pernah diterapkan secara luas pada klasifikasi hama tanaman cabai. Maka dari itu, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penerapan *VGG19* dalam klasifikasi hama pada tanaman cabai. Dengan memanfaatkan keunggulan arsitektur *VGG19* dalam ekstraksi fitur, penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi efektif untuk identifikasi dan pengelolaan hama tanaman cabai, yang merupakan salah satu tantangan utama dalam pertanian cabai.

## 1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian tugas akhir ini adalah:

1. Bagaimana cara mengklasifikasi penyakit pada tanaman cabai merah dengan menggunakan metode Model *VGG19*?
2. Bagaimana kerja *system* dan akurasinya dalam mengklasifikasi penyakit pada tanaman cabai merah menggunakan metode Model *VGG19*?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah merujuk pada masalah yang ada, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Untuk menerapkan metode Model VGG19 pada proses klasifikasi penyakit tanaman cabai merah.
2. Untuk mengukur akurasi dalam proses klasifikasi penyakit pada tanaman cabai merah.

### 1.4 Batasan Masalah

Adapun Batasan-batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Objek yang kita fokuskan adalah tanaman daun cabai merah.
2. Penyakit yang diteliti dalam penelitian ini adalah penyakit Keriting *Mozaik* dan Virus *Gemini*.
3. Sistem klasifikasi dibuat menggunakan metode arsitektur VGG19.
4. Pengambilan data digunakan dengan kamera *smartphone* Poco X3 Pro 48MP.
5. Gambar diambil dengan jarak 10 cm.
6. Peneliti menggunakan 7 optimizer dalam model VGG19.
7. Peneliti fokus ke Akurasi, Presisi, Recall dan F1-score.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Keuntungan bagi masyarakat, penelitian ini dapat menjadi instrumen yang membantu dalam mengklasifikasikan penyakit pada tanaman cabai, sehingga mengurangi kemungkinan kesalahan dalam identifikasi penyakit tersebut.

Hal ini memungkinkan pemberian penanganan yang tepat sesuai dengan kondisi yang terdiagnosis.

2. Keuntungan bagi para peneliti, penelitian ini dapat berfungsi sebagai panduan dalam penerapan metode arsitektur VGG19 untuk pengembangan sistem yang lebih kompleks, terutama dalam menghadapi berbagai objek yang memiliki kemiripan.

## **1.6 Prosedur Penulisan**

Untuk memberikan ikhtisar ringkas tentang isi tulisan secara menyeluruh, berikut disajikan beberapa tahapan penulisan yang disusun secara sistematis, antara lain:

### **BAB I : PENDAHULUAN**

Bagian bab ini menjelaskan secara singkat tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan serta manfaat, batasan masalah dan sistematis penulisan.

### **BAB II : TINJAUAN PUSTAKA**

Bagian ini menjelaskan mengenai dasar teori yang terkait dengan program yang telah dirancang serta metode yang diterapkan.

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

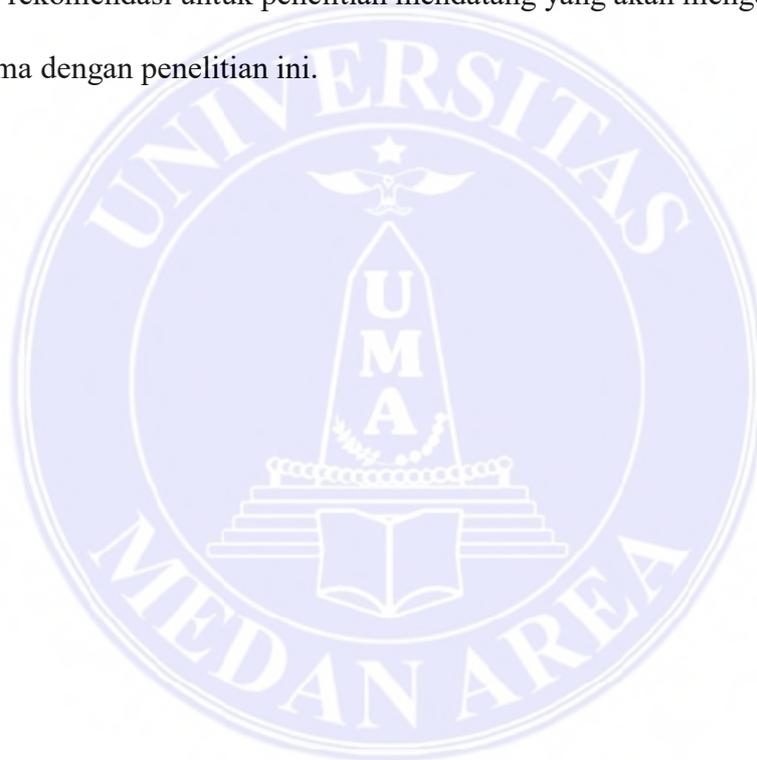
Pada bab ini berisi tentang perancangan sistem, pembuatan sistem, skenario pelatihan dan komputasi data, serta skenario pengujian sistem untuk melihat performa dari sistem yang dibuat.

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

Di dalam bab ini akan diuraikan mengenai presentasi data hasil kinerja sistem, tahapan-tahapan yang dilakukan terhadap data yang telah terkumpul, serta analisis atau evaluasi dari implementasi sistem secara menyeluruh.

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

Pada bagian bab ini, terdapat rangkuman dari seluruh pembahasan, terutama hasil penelitian yang telah diuraikan dalam bab sebelumnya. Bagian ini juga memuat rekomendasi untuk penelitian mendatang yang akan mengeksplorasi topik yang sama dengan penelitian ini.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 *Deep Learning*

Pada tahun 2006, *deep learning* mulai dikenal luas dan diterapkan dalam berbagai bidang seperti pengenalan suara, pengenalan citra, dan pemrosesan bahasa. *Deep learning* adalah bagian dari *machine learning* yang terdiri dari banyak lapisan dalam bentuk tumpukan. Kehadiran *deep learning* membuat proses menjadi lebih efisien (Setyawan, R. 2022). Selain itu, *deep learning* memiliki kemampuan untuk memahami berbagai jenis data berkat jumlah lapisannya yang banyak (Anggraeni, D. S, 2022). Berdasarkan kemampuannya, *deep learning* dapat dibagi menjadi berbagai metode seperti *supervised learning* dan *unsupervised learning*. *Deep learning* dirancang khusus untuk menganalisis dan membuat keputusan dengan cara yang mirip dengan otak manusia (Akbar, N. H., Aryani, N. D., & Ulum, N. M. B. (2022). Menurut penelitian dan bukti di lapangan, *deep learning* telah menunjukkan kemajuan yang signifikan dalam memahami data dan memanipulasi gambar, bahasa, dan berbagai jenis data lainnya (Rosalina, 2020).

#### 2.2 VGG

Arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network/CNN*) yang dikenal sebagai VGG dikembangkan oleh *Visual Geometry Group (VGG)* dari *University of Oxford*. Model ini diperkenalkan oleh Karen Simonyan dan Andrew Zisserman pada tahun 2014 melalui makalah berjudul "*Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*". VGG memanfaatkan *filter* konvolusi kecil berukuran 3x3 yang diterapkan secara berulang, disertai dengan lapisan *pooling*. Pendekatan ini dirancang untuk secara

efektif mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra, sehingga meningkatkan efisiensi pengenalan pola. (Setyawan, R. 2022).

### 2.2.1 VGG-16

*VGG16* adalah salah satu varian dari arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network/CNN*) yang dikembangkan oleh *Visual Geometry Group (VGG)* dari *University of Oxford*. *VGG16* adalah model yang terdiri dari 16 lapisan yang memiliki bobot yang dapat dilatih. Nama "*VGG16*" mengacu pada jumlah total lapisan dalam arsitektur ini, yang meliputi 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan *fully connected* (Samudra et al., 2023).

### 2.2.2 VGG-19

*VGG-19* merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network/CNN*) yang dirancang oleh *Visual Geometry Group (VGG)* dari *University of Oxford*. Model ini dikenal karena kedalamannya serta desain jaringan yang sederhana, terdiri atas 19 lapisan yang dapat dilatih, meliputi 16 lapisan konvolusional dan 3 lapisan *fully connected*. (Setyawan, R. 2022).

## 2.3 Hama Dan Penyakit

Hama adalah organisme yang merusak tanaman dengan mengonsumsi bagian tanaman atau mengganggu pertumbuhannya. Pada tanaman cabai, hama dapat menyebabkan kerusakan yang signifikan dan mengurangi hasil panen (Dzaky, A. T. R., & Al Maki, W. F. 2021).

### 2.3.1 Virus Kuning Gemini

Virus *Gemini*, yang umumnya dikenal sebagai virus kuning, merupakan salah satu patogen yang memicu penyakit pada tanaman cabai. Penyakit ini disebarkan melalui vektor hama, yaitu kutu kebul. Daun tanaman cabai yang terserang penyakit

kuning biasanya mulai menguning dari daun muda, kemudian menyebar ke seluruh bagian tanaman. Pertumbuhan tanaman menjadi kerdil karena terhambat, sehingga tidak dapat berkembang dengan baik. Daun yang terinfeksi juga mengalami perubahan bentuk, menjadi lebih kecil dan menggulung ke atas atau ke bawah. Selain itu, produksi bunga dan buah menurun, dengan jumlah bunga yang sedikit serta buah yang dihasilkan kecil atau tidak normal. Batang dan percabangan tanaman pun melemah, membuat tanaman tampak tidak sehat dan lebih rentan mati (A. Tsany, 2021).



**Gambar 2.1** Virus Gemini  
(Sumber A. Tsany, 2021)

### 2.3.2 Virus Keriting Mozaik

Virus Keriting *Mozaik*, juga dikenal sebagai *Cucumber Mosaic Virus* (CMV), adalah jenis virus tanaman yang ditularkan dari satu tanaman ke tanaman lainnya oleh kutu daun. Virus ini dapat menyerang berbagai jenis tanaman, termasuk cabai. Penyakit ini dapat mengurangi produktivitas tanaman dengan menghentikan pertumbuhan *vegetatifnya* secara keseluruhan. Gejala awal biasanya terlihat pada daun muda di pucuk tanaman, yang kemudian menyebar ke bagian lain dari tanaman. Pertumbuhan *vegetatif*, termasuk pertumbuhan tunas, daun, dan akar, dapat terhambat atau bahkan terhenti akibat infeksi ini. (A. Tsany, 2021).



**Gambar 2.2** Keriting *Mozaik*

(Sumber A. Tsany, 2021)

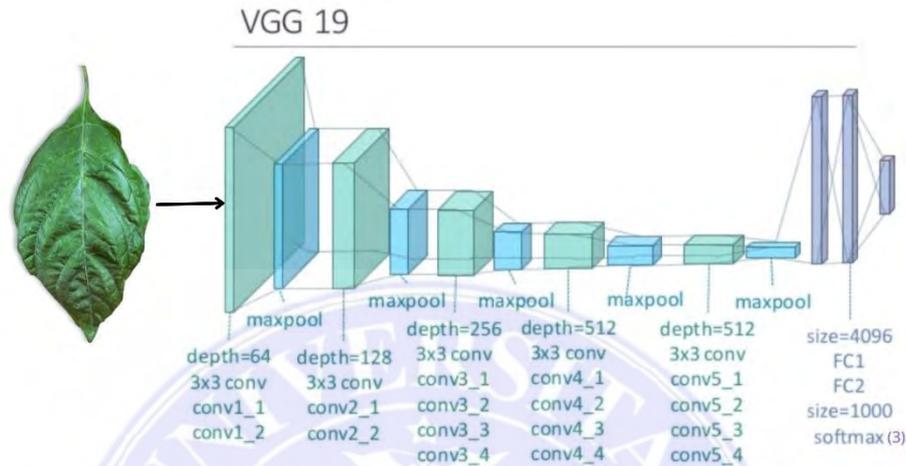
#### **2.4 CNN (*Convolution Neural Network*)**

*Convolutional Neural Network* adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) yang dapat memproses data berbentuk gambar, video, atau *audio* dengan cara yang efisien dan akurat. CNN menggunakan operasi konvolusi untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari data, seperti warna, bentuk, tekstur, dan pola. CNN juga dapat belajar secara otomatis dari data tanpa perlu melakukan ekstraksi fitur secara manual. CNN banyak digunakan untuk aplikasi seperti pengenalan wajah, deteksi objek, segmentasi gambar, klasifikasi gambar, dan lain-lain (R. Dzaky, 2021).

#### **2.5 VGG19 (*Visual Geometry Group 19*)**

VGG19 adalah sebuah model arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network*, CNN) yang dikembangkan oleh *Visual Geometry Group* dari Universitas Oxford. Model ini dirancang untuk melakukan klasifikasi citra ke dalam berbagai kategori dan merupakan salah satu dari serangkaian model (VGG) yang meliputi VGG16, sebuah model lain yang cukup populer. Perbedaan utama antara keduanya, VGG16 dan VGG19, terletak pada jumlah lapisan jaringan saraf konvolusional yang digunakan. VGG19 memiliki total 19 lapisan berat, yang

terdiri dari 16 lapisan konvolusional dan 3 lapisan terhubung penuh (*fully connected layers*) (Setyawan, R. (2022)).



**Gambar 2.3** Model VGG19

(Sumber Setyawan, R. 2022)

Penjelasannya adalah sebagai berikut:

- 1) Daun Hijau: Ini adalah gambar input yang akan diproses oleh model VGG 19.
- 2) Model VGG 19: Model ini adalah jenis jaringan saraf tiruan yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi (*conv*), *maxpooling* (*maxpool*), dan *fully connected* (FC).
- 3) Lapisan Konvolusi: Lapisan ini melakukan operasi konvolusi pada gambar input atau output dari lapisan sebelumnya. Lapisan konvolusi diberi label dengan “*depth*” mereka dan nomor urutan, misalnya “*depth=64, 3x3 conv, conv1\_1*”.
- 4) Lapisan *Maxpooling*: Lapisan ini melakukan operasi *maxpooling*, yang mengurangi dimensi spasial dari *output* lapisan sebelumnya.

- 5) Lapisan *Fully Connected*: Ada dua lapisan *fully connected* di akhir model sebelum lapisan *softmax*. Lapisan ini menghubungkan setiap *neuron* di lapisan sebelumnya ke setiap *neuron* di lapisannya.
- 6) Lapisan *Softmax*: Lapisan ini memiliki tiga kelas *output*. Lapisan ini mengubah skor input menjadi probabilitas dengan menggunakan fungsi *softmax*.

### 2.5.1 Konvolusi (*Convolutional Layers*)

Terdapat lima blok konvolusi dalam arsitektur VGG19 ini (Setyawan, R. (2022).

1. Setiap blok konvolusi terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang diikuti oleh lapisan *maxpooling* untuk mengurangi dimensi spasial.
2. Blok pertama memiliki dua lapisan konvolusi dengan 64 filter masing-masing dan ukuran kernel 3x3.
3. Blok kedua mengandung dua lapisan konvolusi dengan 128 filter masing-masing dan ukuran kernel yang sama.
4. Blok ketiga memiliki empat lapisan konvolusi dengan 256 filter masing-masing.
5. Blok keempat juga memiliki empat lapisan konvolusi, tetapi dengan jumlah filter yang lebih besar (512).
6. Blok kelima memiliki struktur dan spesifikasi yang mirip dengan blok keempat.
7. Kernel 3x3 pada VGG19 adalah bagian penting dari arsitektur jaringan. Ini merujuk pada ukuran filter konvolusi yang digunakan dalam jaringan.

8. Dalam arsitektur VGG19, kernel berukuran 5x5 tidak digunakan secara langsung. Sebaliknya, VGG19 menggunakan serangkaian kernel berukuran 3x3

### 2.5.2 Lapisan Sepenuhnya Terhubung (*Fully Connected Layers*)

1. Setelah lapisan *maxpooling* kelima, terdapat tiga lapisan sepenuhnya terhubung (*fully connected layers*).
2. FC1 memiliki 4096 *neuron*, FC2 juga mengandung 4096 *neuron*, dan lapisan terakhir sebelum aktivasi *softmax* memiliki 1000 *neuron*, menandakan klasifikasi ke dalam 3000 kelas.

## 2.6 Keuntungan Metode Arsitektur VGG19

Keunggulan dari metode arsitektur VGG19 yang dipakai dalam penelitian ini terdapat beberapa 7 keunggulan (Setyawan, R. (2022)).

1. Ekstraksi Fitur yang Mendalam: VGG19 memanfaatkan sejumlah lapisan konvolusi yang lebih banyak, sehingga memungkinkan model untuk mengekstraksi fitur-fitur citra yang lebih kompleks dan mendalam.
2. Akurasi Tinggi dalam Klasifikasi Citra: Meskipun dalam penelitian membandingkan VGG16 dan VGG19, terlihat bahwa VGG16 menunjukkan performa sedikit lebih baik dalam hal recall dan *f1-score* untuk klasifikasi varietas beras, namun VGG19 tetap mencapai tingkat akurasi yang tinggi, yakni mencapai 97%.
3. Penggunaan dalam Berbagai Aplikasi: VGG19 telah berhasil diimplementasikan dalam beragam aplikasi, termasuk klasifikasi tanaman angrek dan deteksi COVID-19 menggunakan citra *x-ray* paru-paru.

4. Penggunaan sebagai Model Pra-latih: VGG19 seringkali digunakan sebagai model pra-latih dalam *transfer learning*, di mana pengetahuan yang diperoleh dari dataset besar seperti *ImageNet* digunakan untuk meningkatkan performa pada *dataset* yang lebih kecil atau tugas yang spesifik.
5. Pengenalan Pola yang Efektif: Dengan menggunakan sejumlah lapisan konvolusi, VGG19 mampu secara efektif mengenali pola dalam citra. Hal ini merupakan kunci penting dalam proses klasifikasi dan deteksi objek.
6. Potensi dalam Pendeteksian Penyakit: VGG19 menunjukkan potensi yang signifikan dalam pendeteksian penyakit, seperti yang terlihat dalam kasus deteksi COVID-19. Model ini telah digunakan untuk menganalisis citra *x-ray* paru-paru dengan hasil yang menjanjikan.
7. Fleksibilitas dan Adaptabilitas: VGG19 menunjukkan kemampuan untuk diadaptasi ke berbagai jenis data citra, menunjukkan fleksibilitasnya yang luas dalam berbagai konteks penelitian serta aplikasi praktis.

## 2.7 Kekurangan Metode Arsitektur VGG19

Kelemahan dari metode arsitektur VGG19 yang dipakai dalam penelitian ini terdapat beberapa 6 kekurangan (Setyawan, R. (2022)).

1. Tingginya Kebutuhan Komputasi: Karena memiliki banyak lapisan dan parameter, VGG19 membutuhkan komputasi yang intensif baik saat proses pelatihan maupun inferensi.
2. Proses Pelatihan yang Memakan Waktu: Berkat jumlah lapisan dan parameter yang besar, VGG19 membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama dibandingkan dengan arsitektur yang lebih sederhana.

3. Risiko *Overfitting*: Dikarenakan jumlah parameter yang besar, VGG19 memiliki risiko yang lebih tinggi terhadap *overfitting*, terutama saat diterapkan pada dataset yang relatif kecil.
4. Konsumsi Memori yang Tinggi: VGG19 memerlukan alokasi memori yang besar untuk menyimpan bobot dan aktivasi selama proses pelatihan dan inferensi.
5. Tantangan dalam *Transfer Learning*: Meskipun VGG19 seringkali digunakan dalam *transfer learning*, ukuran model yang besar dapat menyulitkan proses *fine-tuning* dan memperpanjang waktu yang diperlukan, terutama jika dataset yang tersedia untuk tugas target relatif kecil.
6. Efisiensi Energi: Kompleksitas model VGG19 menyebabkan penggunaan energi yang tinggi saat pelatihan dan *inferensi*.

## 2.8 Langkah-Langkah Membangun Metode Arsitektur VGG19

Berikut adalah langkah-langkah metode arsitektur VGG19 yang dipakai dalam penelitian ini terdapat beberapa 7 langkah (Setyawan, R. (2022)).

1. Pengumpulan Data: Kumpulkan dataset citra daun tanaman cabai yang mencakup berbagai kondisi, seperti sehat, terinfeksi penyakit, atau terkena hama. Pastikan citra memiliki variasi yang cukup dalam hal pencahayaan, orientasi, dan skala.
2. Persiapan Data
  - a) Pembagian *Dataset*: Pisahkan *dataset* menjadi tiga set: pelatihan, validasi, dan pengujian. Proporsi umumnya adalah 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian.

- b) Praproses Citra: *Resizing* semua citra menjadi 224x224 piksel sesuai dengan ukuran input standar VGG19.
3. Augmentasi Data
    - a) *Augmentasi*: Gunakan teknik augmentasi citra seperti rotasi, pemotongan, pencerminan *horizontal*, dan penyesuaian kecerahan untuk meningkatkan variasi dalam dataset pelatihan dan mengurangi risiko *overfitting*.
  4. Memuat Model VGG19
    - a) Model Pra-latih: Unduh model VGG19 yang telah dilatih sebelumnya dengan bobot dari *ImageNet*. Mayoritas *framework deep learning* seperti *TensorFlow* atau *PyTorch* menyediakan cara mudah untuk melakukan ini.
  5. Modifikasi dan *Fine-tuning* Model
    - a) Ubah Lapisan Klasifikasi: Ganti lapisan klasifikasi terakhir dari model dengan lapisan baru yang sesuai dengan jumlah kelas dalam dataset cabai anda.
    - b) *Fine-tuning*: Tentukan apakah akan melatih seluruh model atau hanya lapisan yang baru ditambahkan. Pada dataset yang kecil, strategi yang lebih baik mungkin hanya melatih lapisan baru dan "membekukan" lapisan sebelumnya untuk mencegah *overfitting*.
  6. Pelatihan Model
    - a) Konfigurasi Pelatihan: Tetapkan parameter pelatihan seperti ukuran *batch*, jumlah *epoch*, dan fungsi kehilangan (*loss function*).

- b) Pelatihan: Latih model menggunakan dataset pelatihan dan validasi. Pantau kinerja model pada set validasi untuk menyesuaikan *hyperparameter* jika diperlukan.

## 7. Evaluasi Model

- a) Evaluasi: Setelah pelatihan selesai, evaluasi model pada dataset pengujian untuk mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan metrik lainnya.
- b) Analisis Kesalahan: Lakukan analisis kesalahan klasifikasi untuk mengidentifikasi pola atau karakteristik citra yang mungkin menjadi penyebab kesalahan.

## 2.9 Performa dan Penggunaan

VGG19 memiliki sekitar 19.6 miliar *Floating Point Operations* (FLOPs), yang menunjukkan kompleksitas komputasional model tersebut. Meskipun memiliki struktur yang sangat dalam, VGG19 berhasil menunjukkan performa yang sangat baik dalam berbagai tantangan pengenalan visual, terutama dalam kompetisi *ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC). Model ini masih sering digunakan sebagai dasar untuk berbagai aplikasi pengolahan gambar dan visi komputer, termasuk *transfer learning* dan ekstraksi fitur (Setyawan, R. 2022).

## 2.10 Confusion Matrix

*Confusion Matrix* merupakan pengukuran performa yang terdapat pada permasalahan klasifikasi *Machine Learning* yang memiliki keluaran dimana keluaran bisa berbentuk 2 kelas ataupun lebih (Hozairi, H., Anwari, A., & Alim, S, 2021). Data yang didapatkan berupa data *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 – Score* (Tilasefana, R. A., & Putra, R. E., 2023).

Model dari tabel *Confusion Matrix*:

**Tabel 2.1** *Confusion Matrix Clasification*

<i>Clasification</i>	<i>Predicted Class</i>	
	<i>Class = Yes</i>	<i>Class = No</i>
<i>Class = Yes</i>	<i>TP (True Positive)</i>	<i>FN (False Negative)</i>
<i>Class = No</i>	<i>FP (False Positive)</i>	<i>TN (True Negative)</i>

*True Positives* (TP): Ini adalah titik data yang hasil aktualnya positif dan algoritma mengidentifikasinya dengan benar sebagai positif.

*True Negatives* (TN): Ini adalah titik data yang hasil aktualnya negatif dan algoritma mengidentifikasinya dengan benar sebagai negatif.

*False Positives* (FP): Ini adalah titik data yang hasil aktualnya negatif tetapi algoritma salah mengidentifikasinya sebagai positif.

*False Negatives* (FN): Ini adalah titik data yang hasil aktualnya positif tetapi algoritma salah mengidentifikasinya sebagai negatif.

## 2.11 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu adalah pondasi atau pijakan yang didapat dari penelitian yang telah ada sebelumnya. Penelitian ini telah menunjukkan hasil penelitian yang telah dipelajari sebelumnya, dan memberikan kesempatan untuk membandingkan serta menemukan ide-ide baru dalam penelitian yang hendak dikembangkan lebih lanjut (Setyawan, R., 2022).

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

NO	PENELITI	METODE	HASIL PENELITIAN
1	Nadini Mardiah Yasen, Silfia Rifka, Rikki Vitria, Yulindon, (2023)	YOLO	Hasil akurasi Tanaman daun cabai dari proses training model YOLO dengan <i>epoch</i> 150 yaitu 73%. Nilai <i>precision</i> , <i>recall</i> , dan mAP yang didapatkan yaitu 0.7741, 0.6752, dan 0.7233. Pengujian menghasilkan akurasi diatas 0.7441.
2	Athallah Tsany Rakha Dzaky (2021)	AlexNet	Data citra yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara langsung dari perkebunan cabai di Jawa Tengah. Pengambilan data dilakukan pada rentang waktu pukul 10.00 hingga 12.00 untuk memastikan kondisi pencahayaan yang optimal dan menghasilkan citra dengan kualitas visual yang baik. Berdasarkan hasil evaluasi, model CNN dengan arsitektur AlexNet mencapai akurasi di atas 90%.
3	Laurenza Setiana Riva & Jayanta, (2023)	YOLOv5	Tiga percobaan dilakukan dengan variasi pembagian data yang berbeda, yaitu 70:20:10 untuk percobaan pertama, 75:15:10 untuk percobaan kedua, dan 80:10:10 untuk percobaan ketiga, menggunakan dataset daun cabai. Hasil terbaik diperoleh pada percobaan ketiga dengan pembagian data 80:10:10, yang menunjukkan nilai rata-rata pengujian sebesar 0.9434. Nilai <i>precision</i> , <i>recall</i> , dan mAP pada percobaan ini masing-masing adalah 0.9424, 0.9342, dan 0.9590.

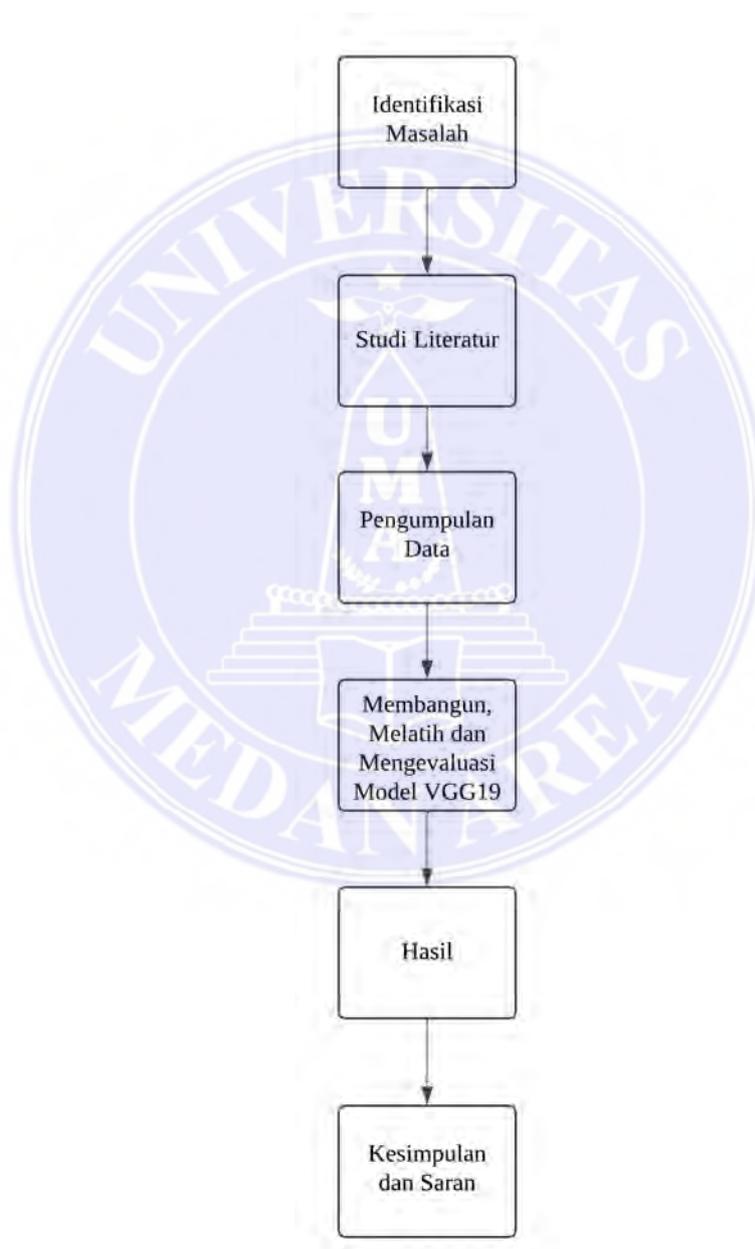
4	Puji Catur Siswipraptini, Abdul Haris, Winda Novita Sari (2023)	CNN, LVQ	Hasil dari pengujian tanaman daun cabai menggunakan algoritma LVQ dengan menggunakan <i>confusion matrix</i> menunjukkan akurasi sebesar 80%, yang berarti aplikasi memberikan hasil akhir yang mendekati hasil yang sebenarnya. Nilai <i>precision</i> sebesar 0.8026 menunjukkan bahwa aplikasi memiliki ketepatan dalam mengolah data. Nilai <i>recall</i> sebesar 0.8235 berarti model memiliki respon yang baik dalam menemukan data yang diolah. Nilai F-1 sebesar 0.8125 menggambarkan keseimbangan antara <i>precision</i> dan <i>recall</i> .
5	Mohammad Gugus Azhari, Muhammad Ajid Husain, Moch. Lutfi (2023)	<i>Transfer Learning</i> , CNN, <i>EfficientNet</i>	Penelitian ini menggunakan dataset daun cabai dengan empat kelas atau label untuk klasifikasi, yaitu daun sehat, virus kuning, keriting, dan bercak daun. Arsitektur EfficientNet yang diimplementasikan dalam penelitian ini berhasil mencapai akurasi tinggi, dengan akurasi 0.9725 untuk data training dan 100% untuk data validasi. Nilai loss training tercatat sebesar 0.1094, sedangkan nilai loss validasi sebesar 0.0326. Proses training hanya membutuhkan waktu komputasi selama 5 detik.

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Alur Penelitian

Untuk melaksanakan penelitian ini ada beberapa tahapan dalam penelitian yaitu terdapat pada gambar 3.1 dibawah ini:



**Gambar 3.1** Alur Penelitian

Dalam Gambar ini adalah diagram alir yang menjelaskan proses penelitian atau proyek, mulai dari identifikasi masalah hingga hasil. Diagram ini tampaknya berkaitan dengan pengumpulan dan pemrosesan data tentang daun yang sehat dan daun yang terkena virus, serta pembangunan dan evaluasi model VGG19.

Berikut adalah penjelasan detail dari gambar tersebut:

### 1. **Identifikasi Masalah**

- Menentukan permasalahan utama dalam mendeteksi penyakit pada daun cabai merah.

### 2. **Studi Literatur**

- Menganalisis penelitian sebelumnya terkait deteksi penyakit tanaman menggunakan metode *deep learning*.
- Memilih model yang sesuai (VGG19).

### 3. **Pengumpulan Data**

- Mengumpulkan dataset citra daun cabai merah yang terdiri dari beberapa kelas penyakit (sehat, virus kuning, virus keriting).
- Melakukan pra-pemrosesan data seperti *resizing*, normalisasi, dan *augmentasi*.

### 4. **Membangun, Melatih, dan Mengevaluasi Model VGG19**

- Mengimplementasikan model VGG19 menggunakan dataset yang telah diproses.
- Melatih model dengan *hyperparameter* tertentu (*epoch*, *batch size*, *learning rate*, *optimizer*).
- Mengevaluasi performa model dengan metrik seperti **akurasi**, **precision**, **recall**, dan **F1-score**.

## 5. Hasil

- Menganalisis performa model dan membandingkannya dengan metode lain.

## 6. Kesimpulan dan Saran

- Menyimpulkan hasil penelitian berdasarkan evaluasi model.
- Memberikan rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut, seperti peningkatan dataset atau penggunaan model yang lebih canggih.

### 3.2 Teknik Pengambilan Data

Teknik pengambilan data yang akan saya gunakan antara lain:

Pada tahap pengambilan data ini, peneliti akan mengambil gambar dari tanaman daun pada cabai merah dan dalam pengambilan data peneliti akan mengambil 3 sampel data daun pada tanaman cabai yaitu:

1. Tanaman Cabai Merah dengan Daun yang Sehat
2. Tanaman Cabai Merah dengan Daun yang terkena Penyakit Keriting.
3. Tanaman Cabai Merah dengan Daun yang terkena Penyakit Kuning.

Peneliti akan menggunakan kamera *smartphone* Poco X3 Pro dengan memfoto langsung. Peneliti akan memfoto sampel dengan ketinggian 5cm/10cm.

### 3.3 Analisis Data

Jumlah sampel data yang dibutuhkan untuk klasifikasi penyakit cabai melalui citra daun ini terdiri dari 3000 dataset yang mencakup 1000 dataset untuk penyakit kuning, 1000 dataset untuk penyakit keriting dan 1000 dataset untuk daun cabai yang sehat serta akan dibagi dan dapat dilihat pada table dibawah ini.

**Tabel 3.1** Pembagian Dataset

KELAS	DATA TRAINING	DATA VALIDASI	DATA TESTING	JUMLAH
Penyakit Keriting	800	100	100	<b>1000</b>
Penyakit Kuning	800	100	100	<b>1000</b>
Daun Sehat	800	100	100	<b>1000</b>
<b>Total</b>	2400	300	300	<b>3000</b>
<b>Persentase</b>	80%	10%	10%	<b>100%</b>

### 3.4 Evaluasi

#### 3.4.1 Classification Report

##### 1. Akurasi

Keakuratan (akurasi) merupakan nilai yang diperoleh dari pembagian jumlah data yang diprediksi positif dengan nilai positif yang benar dan data yang diprediksi negatif dengan nilai negatif yang benar, kemudian dibagi dengan jumlah total data dalam dataset (Tilasefana, R. A., & Putra, R. E., 2023). Rumus akurasi adalah :

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

##### 2. Precision

Presisi (*precision*) adalah parameter evaluasi yang mengukur nilai rata-rata presisi dari hasil klasifikasi data, yaitu jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dari keseluruhan data yang diprediksi positif (Tilasefana, R. A., & Putra, R. E., 2023). Rumus *Precision* adalah :

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

##### 3. Recall

*Recall* merupakan suatu metrik yang mengukur tingkat kelengkapan dari sebuah model klasifikasi. Formula *recall* menggambarkan perbandingan antara jumlah *true positive* dengan total contoh yang sebenarnya positif. (Tilasefana, R. A., & Putra, R. E., 2023). Rumus *Recall* adalah

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

**4. F1 Score**

*F1 Score* Nilai *F1-Score* atau dikenal juga dengan nama *F-Measure* didapatkan dari hasil *Precision* dan *Recall* antara kategori hasil prediksi dengan kategori sebenarnya (Tilasefana, R. A., & Putra, R. E., 2023).

Rumus *F1 Score* adalah

$$F1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision+recall} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \dots\dots\dots (4)$$

**3.4.2 Parameter VGG19**

Pada tahap ini, beberapa model akan diuji untuk membandingkan performa terbaiknya. Pengujian model ini akan dilakukan dengan membandingkan hyperparameter seperti epoch 20 disetiap modelnya, dan *optimizer* Adam, AdaMax, AdaDelta, SGD, RMSprop, AdaGrad, Nadam, serta *learning rate* 0.001. Sementara itu, *parameter input shape* (224x224x3) dan *batch size* (32) akan tetap statis disetiap skenario yang diuji.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan tabel, berbagai *optimizer* dibandingkan berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. RMSprop menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 0.9833, presisi 0.9841, *recall* 0.9833, dan *F1-score* 0.9833. Adam juga berkinerja baik dengan akurasi 0.9567 dan *F1-score* 0.9663. Sementara itu, Nadam dan AdaGrad memiliki performa cukup baik dengan akurasi 0.9467 dan 0.9633. Sebaliknya, SGD dan AdaDelta menunjukkan hasil terendah, terutama AdaDelta dengan akurasi 0.8833 dan *F1-score* 0.8804. Secara keseluruhan, RMSprop adalah *optimizer* terbaik, diikuti oleh Adam dan AdaGrad, sedangkan SGD dan AdaDelta kurang optimal. Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur VGG19 dari CNN memiliki potensi dalam mendeteksi penyakit tanaman cabai dari karakteristik visual daun. Beberapa aspek yang dapat ditingkatkan adalah peningkatan akurasi melalui teknik *augmentasi* data dan optimasi *hyperparameter*, serta perluasan dataset dengan menambah kelas penyakit dan variasi citra. Penelitian ini bermanfaat bagi petani dalam mendeteksi penyakit cabai, pengembang teknologi, serta ilmu pengetahuan dalam penerapan *deep learning* di bidang pertanian.

#### 5.2 Saran

Rekomendasi untuk penelitian selanjutnya adalah dengan memperluas dataset yang mencakup berbagai jenis penyakit daun cabai. Selain itu, pengembangan aplikasi mobile berbasis Android yang memungkinkan petani mendeteksi penyakit secara langsung di lapangan dapat menjadi solusi yang efektif. Penelitian juga dapat mengintegrasikan teknologi drone untuk mendukung pengambilan gambar secara

real-time di area pertanian yang luas, sehingga mempermudah pemantauan dalam skala besar. Selanjutnya, penerapan metode *few-shot learning* dapat dioptimalkan untuk melatih model yang mampu mengenali penyakit baru meskipun hanya dengan data pelatihan yang sudah ada.



## DAFTAR PUSTAKA

- A. Tsany Dan R. Dzaky, (2021). “Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*,” VOL. 8, NO. 2, PP. 3039–3055.
- W. Aceh And A. Dwi, (2022). “Inventarisasi Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah (*Capsicum Annum L.*) Di Kebun Warga Gampong Suak Raya Kecamatan Johan Pahlawan Kabupaten Aceh Barat Inventory,” Vol. 8, No. 1, PP. 70–75.
- Zikra, F., Usman, K., & Patmasari, R. (2021). “Deteksi Penyakit Cabai Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* Dan *Support Vector Machine*. In *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya*”. <https://jurnal.darmajaya.ac.id/index.php/PSND/article/view/2920>
- Budiman, B., (2021). “Pendeteksian Penggunaan Masker Wajah Dengan Metode *Convolutional Neural Network*. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*”, Vol.9 No.1.
- Dzaky, A. T. R., & Al Maki, W. F. (2021). Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*. *Eproceedings Of Engineering*, 8 (2).
- 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.
- Alhamdani, F. D., Marthasari, G. I., & Aditya, C. S. (2021). Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode *Time Series Long Short-Term Memory Neural Network*. *Repositor*, III, 1-2.
- 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.
- Rosalina, R., & Wijaya, A. (2020). Pendeteksian Penyakit Pada Daun Cabai Dengan Menggunakan Metode *Deep Learning*. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6 (3).
- Setyawan, R. (2022). Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan 19 *Layers Deep Convolutional Neural Network* (VGG-19). 8.5.2017, 2003–2005.
- Meena, G., Mohbey, K. K., Indian, A., & Kumar, S. (2022). *Sentiment Analysis From Images Using VGG19 Based Transfer Learning Approach*. *Telematika*, 37-48.
- A. Arsi Et. Al. (2020). “Pengaruh Teknik Budidaya Terhadap Serangan Penyakit Pada Tanaman Cabai Rawit (*Capsicum Frutescens L.*) Di Kecamatan Lempuing, Kabupaten Ogan Komering Ilir,” *J. Teknol. Pertan.*, Vol. 20, No. 2, PP. 79–84.

- 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.
- M. A. Rasyid, R. F. Rachmadi, And D. P. Wulandari, "Pembangkitan Citra Wajah Dari *Sketch* Wajah Menggunakan *CycleGAN*," *J. Tek. Its*, Vol. 11, No. 3, 2022, Doi: <https://doi.org/10.12962/j23373539.v11i3.94440>
- Akbar, N. H., Aryani, N. D., & Ulum, N. M. B. (2022). Deteksi Banjir Area Perkotaan Berbasis Citra *Digital Convolutional Neural Network* (VGG19). *Teknik*, 2(3), 82–91.
- Kusumawati, N. W. I., & Noorizki, N. A. Z. (2023). Perbandingan Performa Algoritma VGG16 Dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi *Varietas* Beras. *Journal Of Computer, Electronic, And Telecommunication*, 4(2). <https://doi.org/10.52435/complete.v4i2.387>
- Rahma Shinta (2023). Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tanaman Padi Menggunakan CNN Dengan Arsitektur VGG-19. (2023B). *Jurnal Sains Dan Informatika*, 9(1), 37–45.
- Wicaksono, H., Liliana, L., & Tjondrowiguno, A. N. (2022). Pemodelan *Lip Reading* Bahasa Indonesia Berbasis Visem Menggunakan VGG16 Serta *Jaro-Winkler Similarity* Dan *Bigram*. *Wicaksono | Jurnal Infra*.
- Samudra, J. T., Rosnelly, R., Situmorang, Z., & Ramadhan, P. S. (2023). Model Klasifikasi Jenis Hewan Dengan SVM, KNN, *Logistic Regression* Menggunakan *Pre-Trained* VGG-16. *Jurnal Saintikom (Jurnal Sains Manajemen Informatika Dan Komputer)/Jurnal Saintikom*, 22(2), 225.
- Suryaman, S. A., Magdalena, R., & Sa'idah, S. (2021). Klasifikasi Cuaca Menggunakan Metode VGG-16, *Principal Component Analysis* Dan *K-Nearest Neighbor*. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 1(1), 1–8.
- Rosalina, R., & Wijaya, A. (2020). Pendeteksian Penyakit Pada Daun Cabai Dengan Menggunakan Metode *Deep Learning*. *Jutisi (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 6(3).
- Riva, L. S., & Jayanta, J. (2023). Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Algoritma YOLOV5 Dengan Variasi Pembagian Data. *Jurnal Informatika/Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan It*, 8(3), 248–254. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5679>
- Azwan, M. (2023). Analisis Residual Network (RESNET) Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Tanaman Cabai Melalui Citra Daun. <https://repositori.uma.ac.id/handle/123456789/22685>
- Yasen, N. M., Rifka, S., Vitria, R., & Yulindon, Y. (2023). Pemanfaatan YOLO Untuk Deteksi Hama Dan Penyakit Pada Daun Cabai Menggunakan Metode *Deep Learning*. *Elektron*, 63–71.

- Dzaky, A. T. R. (2021). Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*. *Eproceedings Of Engineering*, 8(2).
- Siswipraptini, P. C. C., Haris, A., & Sari, W. N. (2023). Klasifikasi Citra Penyakit Daun Cabai Menggunakan *Algoritma Learning Vector Quantization*. *Factorexacta/Faktorexacta*, 16(2).
- Alindi, D. Y., Idmayanti, R., & Lestari, T. (2023). Penerapan Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Cabai Menggunakan Metode *Forward Chaining Berbasis Android*. *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 4(2), 74–81.
- Azhari, M. G., Husain, M. A., & Lutfi, M. (2024). *Transfer Learning Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Efficientnet Untuk Identifikasi Penyakit Daun Cabai*. *Jati*, 7(5), 3662–3666.



## LAMPIRAN

### Lampiran 1 Kode Program

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.applications import VGG19
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
from tensorflow.keras.optimizers import SGD
from google.colab import drive
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix,
accuracy_score, recall_score, precision_score, f1_score
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import os

# Load model VGG-19 pre-trained tanpa fully connected layers
base_model = VGG19(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224,
224, 3))

# Tambahkan layer baru di atas model VGG-19
x = base_model.output
x = Flatten()(x)
x = Dense(256, activation='relu')(x)
predictions = Dense(3, activation='softmax')(x) # Output for 3 classes
(categorical)

# Freeze layer dari VGG-19
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False

# Create the full model by combining the base model and new layers
model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions) # Define 'model'

# vgg19_ori_skenario1
# compile model
model.compile(optimizer=SGD(learning_rate=0.001),
              loss='categorical_crossentropy', # Use categorical crossentropy for multi-
class
              metrics=['accuracy'])

```

## Lampiran 2 Hasil Plagiasi



Similarity Report ID: oid:29477:91444188

PAPER NAME

**Klasifikasi Penyakit Cabai Merah Melalui Citra Daun Dengan Pemanfaatan Model VGG19.\_eg6a0jsAZ33TE9af**

AUTHOR

**LEWISA MALIHI PUTRA SINAGA**

WORD COUNT

**10572 Words**

CHARACTER COUNT

**67098 Characters**

PAGE COUNT

**70 Pages**

FILE SIZE

**8.5MB**

SUBMISSION DATE

**Apr 16, 2025 9:30 AM GMT+7**

REPORT DATE

**Apr 16, 2025 9:32 AM GMT+7**

### ● 1% Overall Similarity

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

- 1% Internet database
- 0% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 1% Submitted Works database

### ● Excluded from Similarity Report

- 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 PBSI Nomor 1 ☎ (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax (061) 7366998 Medan 20223  
**Kampus II** : Jalan Seliabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, ☎ (061) 8225602, Fax. (061) 8226331 Medan 20122  
Website: [www.teknik.uma.ac.id](http://www.teknik.uma.ac.id) E-mail: [univ\\_medanarea@uma.ac.id](mailto:univ_medanarea@uma.ac.id)

---

Nomor : 314 /FT/01.10/XI/2024 l) November 2024  
Lamp : -  
Hal : Perpanjang SK Pembimbing Tugas Akhir

Yth. Pembimbing Tugas Akhir  
**Muhathir, ST, M. Kom**  
di  
Tempat

Dengan hormat,  
Sehubungan telah berakhirnya waktu masa berlaku SK pembimbing nomor 826/FT/01.10/III/2024 tertanggal 21 Maret 2024 maka perlu diterbitkan kembali SK Pembimbing Skripsi baru atas nama mahasiswa berikut :

N a m a : LEWISA MALIHI PUTRA SINAGA  
N P M : 198160023  
Jurusan : Teknik Informatika

Oleh karena itu kami mengharapkan kesediaan saudara :

**Muhathir, ST, M. Kom** (Sebagai Pembimbing )

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

**“Klasifikasi penyakit Cabai Merah melalui citra daun dengan pemanfaatan model VGG19.”**

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/Jalan PBSI Nomor 1 (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax.(061) 7366998 Medan 20223  
Kampus II : Jalan Seiabadi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, (061) 8225602, Fax. (061) 8226331 Medan 20122  
Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ\_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 442 /FT.6/01.10/XI/2024

18 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	Lewisa Malihi Putra Sinaga	198160023	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 :

**Klasifikasi Penyakit Cabai Merah melalui Citra Daun dengan Pemanfaatan Model VGG19**

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.



**Tembusan :**

1. Ka. BPMPP
2. Mahasiswa
3. File



## Lampiran 5 Surat Selesai Riset



**PEMERINTAH KABUPATEN DELI SERDANG  
KECAMATAN PERCUT SEI TUAN  
DESA MEDAN ESTATE**

ALAMAT : JALAN KOLAM NO.12 KODE POS 20371

Medan Estate, 17 Desember 2024

Nomor : 140 / 155  
Sifat : Biasa  
Lamp : ---  
Hal : Izin Penelitian

Kepada Yth :  
Dekan Fakultas Teknik  
UNIVERSITAS MEDAN AREA  
Di--  
Tempat

Dengan hormat,

Sehubungan dengan Surat Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area Nomor : 442/FT.6/01.10/XI/2024 tertanggal 18 November 2024 hal Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir terhadap mahasiswa yang namanya tercantum dibawah ini :

Nama : LEWISA MALIHI PUTRA SINAGA  
NIM : 198160023  
Jurusan/Prodi : Teknik Informatika  
Judul Penelitian : **Klarifikasi Penyakit Cabai Merah Melalui Citra Daun Dengan Pemanfaatan Model VGG19**

bersama ini kami sampaikan bahwa Mahasiswa tersebut diatas telah selesai melakukan Penelitian dan Pengambilan Data di Desa Medan Estate.-

Demikian hal ini kami sampaikan agar menjadi maklum.

