

**ANALISIS ARSITEKTUR *MOBILENET* PADA KLASIFIKASI
PENYAKIT TANAMAN TOMAT**

SKRIPSI

OLEH:

SELLA LESTARI

198160035



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

MEDAN

2024

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 9/7/24

Access From (repository.uma.ac.id)9/7/24

ANALISIS ARSITEKTUR *MOBILENET* PADA KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN TOMAT

SKRIPSI

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



Oleh:

SELLA LESTARI

198160035

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2024**

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 9/7/24

Access From (repository.uma.ac.id)9/7/24

HALAMAN PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Arsitektur *MobileNet* Pada Klasifikasi Penyakit
Tanaman Tomat


Nama : Sella Lestari

NPM : 198160035

Fakultas : Teknik

Prodi : Teknik Informatika

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing


Muhathir, ST, M.Kom
Pembimbing

Diketahui:



Subianto, ST, MT
Dekan Fakultas Teknik



Rizki Muhrano, S.Kom, M.Kom
Ketua Program Studi

Tanggal Lulus: 3 April 2024

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 9/7/24

Access From (repository.uma.ac.id)9/7/24

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 telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah.

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



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

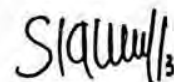
Sebagai sivitas akademik Universitas Medan Area, Saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Sella Lestari
NPM : 198160035
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

Demii pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul : **“Analisis Arsitektur *MobileNet* Pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat”**. Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalih media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*Database*), merawat, dan memublikasikan 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 : 3 April 2024
Yang Menyatakan



(Sella Lestari)
Npm: 198160035

ABSTRAK

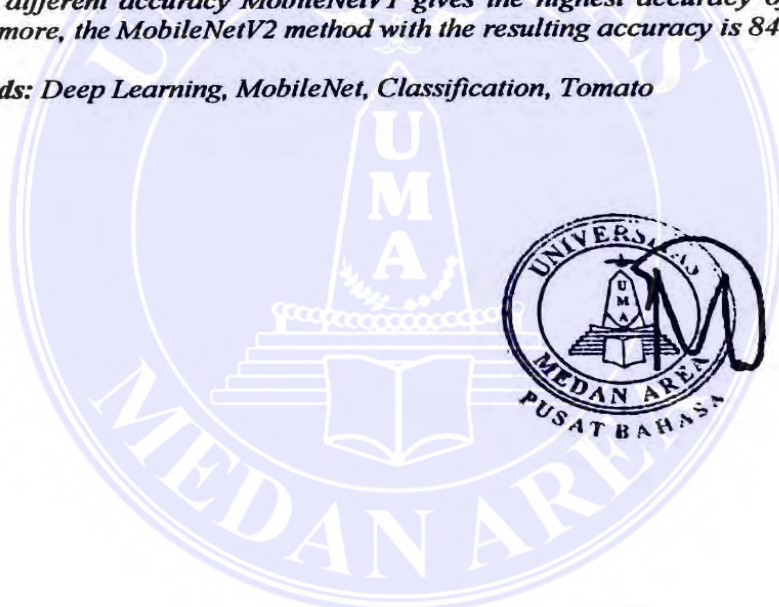
Permintaan tomat untuk konsumsi terus meningkat setiap tahun, namun produksi tomat tidak selalu mengikuti tren tersebut. Ini menunjukkan bahwa tomat sering kali mengalami perubahan dan cenderung mengalami penurunan dari waktu ke waktu. Berbagai faktor dapat menyebabkan penurunan hasil produksi tomat termasuk iklim yang tidak mendukung dan serangan penyakit. Tanaman tomat memang mudah terserang penyakit. Penyakit tersebut dapat disebabkan oleh jamur, bakteri atau virus yang menyerang daun tanaman. Meskipun dapat terlihat dengan jelas mengidentifikasi penyakit pada tanaman tomat memerlukan waktu dan bisa sulit karena adanya kemiripan antara penyakit satu dengan yang lain. Penyakit dan hama ini dapat menyebabkan perubahan warna dan bentuk pada seluruh bagian tanaman tomat, termasuk daun, batang, akar, hingga buah. Namun gejala penyakit pada tanaman tomat lebih sering diamati melalui perubahan pada daun. Penyakit pada tanaman dapat mengakibatkan kerugian panen setiap tahun, yang merupakan ancaman serius bagi produksi pertanian dan mengakibatkan penurunan hasil atau bahkan gagal panen. Maka dalam penelitian ini mencoba menindak lanjuti dengan memodelkan klasifikasi berbasis teknologi memungkinkan metode *Deep Learning* untuk secara otomatis mengekstraksi fitur dan pola yang mewakili dari setiap gambar. Penelitian ini memanfaatkan CNN dan salah satu arsitekturnya yaitu *MobileNet*. Terdapat beberapa penerapan algoritma *MobileNetV1* dan *MobileNetV2* untuk mengklasifikasi tanaman tomat. Dalam evaluasi model data dibagi menjadi data pelatihan, data pengujian dan data validasi yang berfokus pada metrik akurasi dan persisi yang dihasilkan. Hasil dari pengujian menunjukkan akurasi yang berbeda-beda *MobileNetV1* memberikan akurasi tertinggi yaitu 90.93%. Selanjutnya metode *MobileNetV2* dengan akurasi yang dihasilkan yaitu sebesar 84.00%.

Kata Kunci: *Deep Learning, MobileNet, Klasifikasi, Tomat*

ABSTRACT

Demand for tomatoes for consumption continues to increase every year, but tomato production does not always follow this trend. This indicates that tomato production is often subject to changes and tends to decline over time. Various factors can cause a decline in tomato production including unfavourable climate and disease attack. Tomato plants are susceptible to disease. The disease can be caused by fungi, bacteria or viruses that attack the leaves of the plant. Although clearly visible, identifying diseases on tomato plants takes time and can be difficult due to the similarities between one disease and another. These diseases and pests can cause changes in colour and shape to all parts of the tomato plant, including leaves, stems, roots, and fruit. However, disease symptoms on tomato plants are more commonly observed through changes in the leaves. Plant diseases can result in crop losses every year, which is a serious threat to agricultural production and results in reduced yields or even crop failure. So this research attempted to follow up by modelling technology-based classification enabling Deep Learning methods to automatically extract representative features and patterns from each image. This research utilised CNN and one of its architectures, MobileNet. There are several applications of MobileNetV1 and MobileNet V2 algorithms to classify tomato plants. In the evaluation of the data model, it was divided into training data, testing data and validation data which focused on the accuracy and precision metrics produced. The results of the test showed different accuracy MobileNetV1 gives the highest accuracy of 90.93%. Furthermore, the MobileNetV2 method with the resulting accuracy is 84.00%.

Keywords: Deep Learning, MobileNet, Classification, Tomato



21/05/2024

RIWAYAT HIDUP

Penulis lahir di Desa Huta I Talun Saragih Kec. Bosar Maligas Kab. Simalungun Provinsi Sumatera Utara pada tanggal 28 Agustus 2001 dari ayah Gianto dan Ibu Agustina. Penulis merupakan anak pertama dari 3 (tiga) bersaudara, adik pertama laki-laki bernama Muhammad Fadly dan adik kedua laki-laki bernama Muhammad Qadafi.

Penulis pertama kali menempuh Pendidikan di SD N 091711 Pasar Baru pada tahun 2007-2013, meneruskan Pendidikan di MTS HJ Siti Aminah diselesaikan pada tahun 2013-2016, meneruskan pendidikan di SMK Swasta Alwashliyah 2 Perdagangan pada tahun 2016-2019.

Pada tahun 2019 penulis lulus dari SMK Swasta Alwashliyah 2 Perdagangan dan terdaftar sebagai Mahasiswa Fakultas Teknik Prodi Teknik Informatika Universitas Medan Area.

KATA PENGANTAR

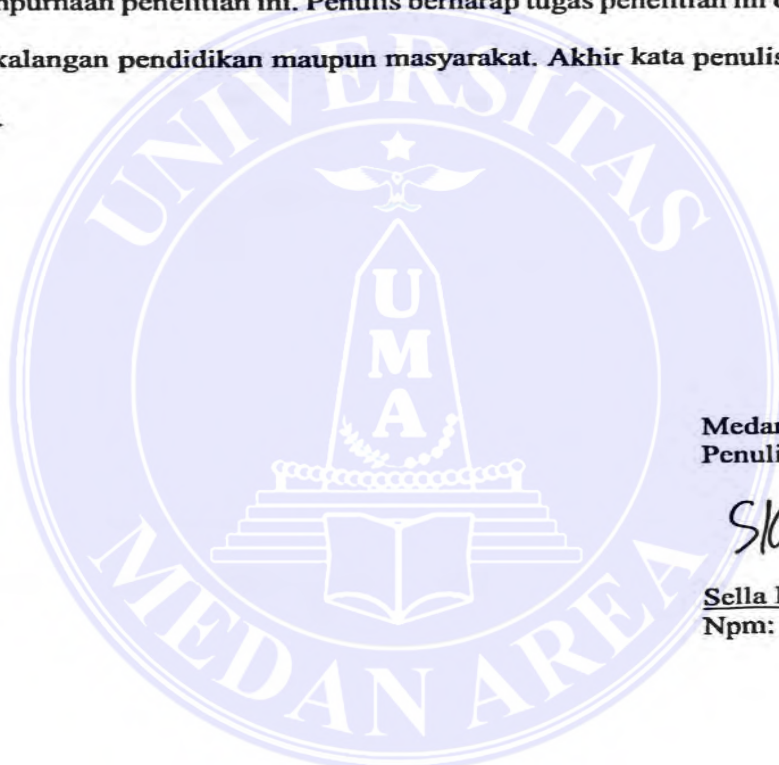
Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Kuasa atas segala karuniaNya sehingga skripsi ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian ini dengan judul “Analisis Arsitektur MobileNet Pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat”.

Skripsi ini merupakan 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. Eng. Supriatno, ST., M.T 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, S.T., M.Kom selaku Dosen pembimbing yang telah membantu penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
5. Orang tua penulis yaitu Bapak Gianto dan Ibu Agustina yang tiada henti memberikan doa yang terbaik.
6. Seluruh Dosen dan Staf Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
7. Kepada Elysa Ramayana (198160021) dan Pinkan Aulia (198160011) yang dari awal perkuliahan telah bersama sampai saat ini.

8. **Seluruh teman-teman yang sudah memberikan dukungannya selama penulisan proposal skripsi ini, khususnya teman-teman Teknik Informatika angkatan 2019.**
9. **Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang membantu dalam penyelesaian skripsi ini.**

Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih memiliki kekurangan oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan penelitian ini. Penulis berharap tugas penelitian ini dapat bermanfaat baik kalangan pendidikan maupun masyarakat. Akhir kata penulis ucapkan terima kasih.



Medan, 3 April 2024
Penulis,

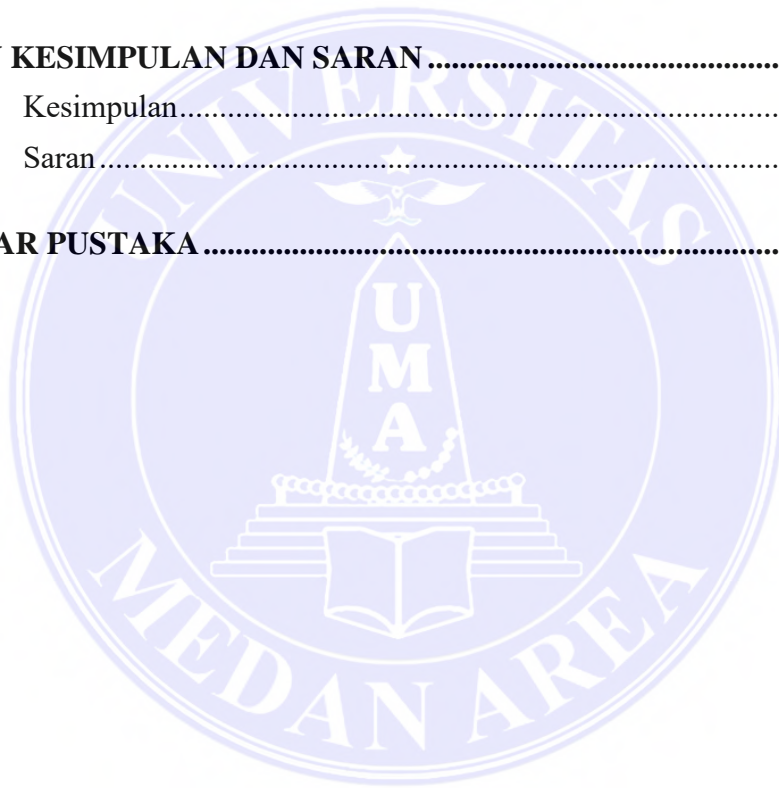
Sella

Sella Lestari
Npm: 198160035

DAFTAR ISI

ABSTRAK	vi
RIWAYAT HIDUP	viii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah.....	5
1.6 Sistematika Penulisan.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 <i>Deep Learning</i>	7
2.2 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	7
2.3 <i>MobileNetV1</i>	8
2.4 <i>MobileNetV2</i>	9
2.5 Tomat.....	10
2.5.1 Detail Penyakit Tomat.....	10
2.6 Penelitian Terkait Kasus Tomat	12
2.7 Penelitian Terkait <i>MobileNet</i>	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Alat dan Bahan Penelitian	17
3.1.1 Perangkat Keras	17
3.1.2 Perangkat Lunak.....	17
3.2 Analisis Data	17
3.3 Arsitektur Penelitian.....	18
3.4 Evaluasi	21
3.5 Penerapan <i>Confusion Matrix</i>	23

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	28
4.1 Hasil.....	28
4.1.1 Akurasi Hasil Dengan <i>MobileNet</i>	28
4.1.2 <i>Training</i> Dan <i>Validation MobileNetV1</i>	28
4.1.3 Klasifikasi Menggunakan <i>MobileNetV1</i>	30
4.1.4 Hasil Evaluasi Menggunakan <i>MobileNetV1</i>	31
4.1.5 <i>Training</i> Dan <i>Validation MobileNetV2</i>	33
4.1.6 Klasifikasi Menggunakan <i>MobileNetV2</i>	35
4.1.7 Hasil Evaluasi Menggunakan <i>MobileNetV2</i>	36
4.2 Pembahasan	38
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	40
5.1 Kesimpulan.....	40
5.2 Saran.....	40
DAFTAR PUSTAKA	41

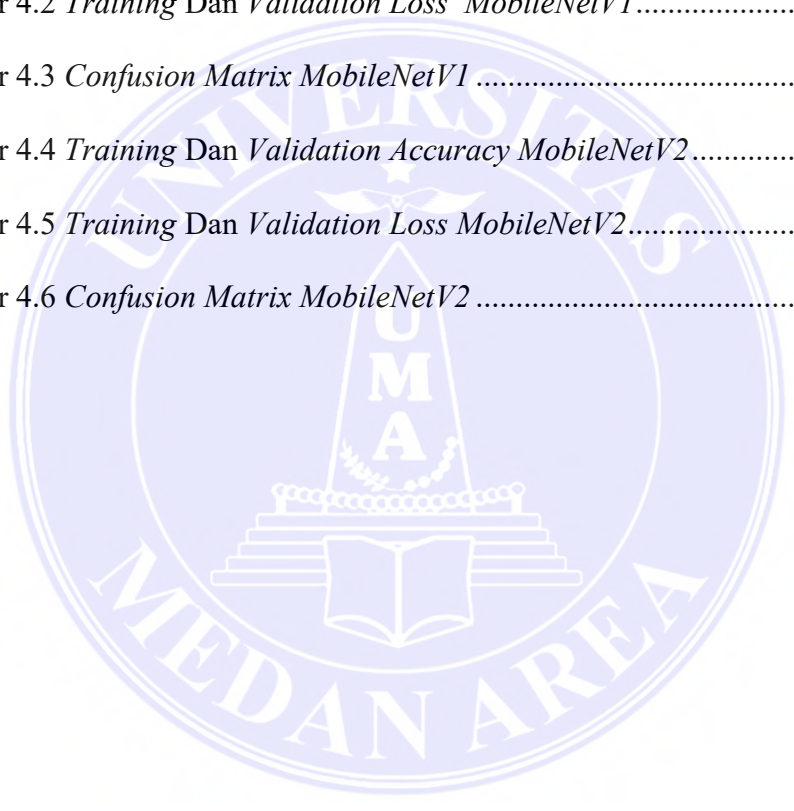


DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terkait Kasus Tomat	12
Tabel 2.2 Penelitian Terkait <i>MobileNet</i>	15
Tabel 3.1 Perangkat Keras	17
Tabel 3.2 Perangkat Lunak	17
Tabel 3.3 Detail Dan Pembagian Dataset	20
Tabel 3.4 Parameter	21
Tabel 3.5 Contoh Data Klasifikasi	23
Tabel 3.6 Nilai TP, FP dan FN	24
Tabel 3.7 <i>Precision</i>	25
Tabel 3.8 <i>Recall</i>	25
Tabel 3.9 <i>F1-Score</i>	26
Tabel 3.10 Evaluasi Model Yang Didapat Secara Manual	26
Tabel 4.1 Hasil Evaluasi <i>MobileNetV1</i>	31
Tabel 4.2 Hasil Evaluasi <i>MobileNetV2</i>	36
Tabel 4.3 Hasil Evaluasi Algoritma <i>MobileNet</i>	38
Tabel 4.4 Perbandingan Model Dengan Penelitian Sebelumnya	38

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur <i>MobileNetV1</i>	9
Gambar 2.2 Arsitektur <i>MobileNetV2</i>	10
Gambar 3.1 Arsitektur Penelitian.....	18
Gambar 3.2 Sampel Citra Daun Tomat.....	19
Gambar 4.1 <i>Training Dan Validation Accuracy MobileNetV1</i>	28
Gambar 4.2 <i>Training Dan Validation Loss MobileNetV1</i>	29
Gambar 4.3 <i>Confusion Matrix MobileNetV1</i>	30
Gambar 4.4 <i>Training Dan Validation Accuracy MobileNetV2</i>	33
Gambar 4.5 <i>Training Dan Validation Loss MobileNetV2</i>	34
Gambar 4.6 <i>Confusion Matrix MobileNetV2</i>	35



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tomat merupakan tipe tumbuhan yang sangat diminati di pasar, hampir semua orang menyukai karena mudah didapatkan baik sebagai sayuran maupun buah dalam keadaan segar maupun setelah dimasak (Anggreyani dkk., 2021). Tomat sering digunakan sebagai bahan utama dalam berbagai olahan makanan seperti saus, salad, dan pasta (M. Y. Ali dkk., 2021). Tomat merupakan tanaman yang termasuk dalam keluarga tanaman berbunga yang memiliki sekitar 220 spesies. Tomat mengandung kaya akan vitamin A, B, dan C. Selain itu tanaman ini mudah untuk di tanam dan dirawat, serta memiliki biaya yang terjangkau bagi masyarakat (Resyad dkk., 2023). Di Sumatera Utara, terdapat sekitar 5.248 hektar lahan yang digunakan untuk budidaya tomat. Pada tahun 2022, provinsi ini berhasil menghasilkan sekitar 182.460 ton tomat, menjadikannya terbesar kedua setelah Jawa Barat (Risnawati dkk., 2023). Permintaan akan sayuran atau buah tomat di Indonesia terus meningkat seiring dengan pertumbuhan populasi. Oleh karena itu, penting untuk meningkatkan produksi tomat dan mencegah penurunan produksi agar dapat memenuhi kebutuhan yang semakin meningkat (Dwitomo dkk., 2023).

Permintaan tomat untuk konsumsi meningkat setiap tahun, tetapi produksi tomat tidak selalu mengikuti peningkatan tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa tomat sering kali mengalami perubahan dan cenderung mengalami penurunan dari waktu ke waktu. Berbagai faktor dapat menyebabkan penurunan hasil produksi tomat termasuk iklim yang tidak mendukung dan serangan penyakit (Kulu dkk.,

2022). Tanaman tomat memang mudah terserang penyakit. Penyakit tersebut dapat disebabkan oleh jamur, bakteri atau virus yang menyerang daun tanaman. Meskipun dapat terlihat dengan jelas mengidentifikasi penyakit pada tanaman tomat memerlukan waktu dan bisa sulit karena adanya kemiripan antara penyakit satu dengan yang lain (Khultsum & Subekti, 2021). Berbagai jenis hama dan penyakit yang sering menyerang tomat : hama keong siput, hama ulat buah, hama ulat tanah, penyakit bercak coklat daun, penyakit busuk daun, penyakit layu, dan penyakit busuk ujung buah (Nugroho, 2020). Penyakit dan hama ini dapat menyebabkan perubahan warna dan bentuk pada seluruh bagian tanaman tomat, termasuk daun, batang, akar, hingga buah. Namun gejala penyakit pada tanaman tomat lebih sering diamati melalui perubahan pada daun (Putri, 2021). Penyakit daun merujuk pada kondisi yang mempengaruhi keadaan daun pada tanaman. Faktor-faktor yang dapat menyebabkan penyakit ini meliputi infeksi oleh jamur, bakteri, virus atau bahkan serangan hama (Setiawan dkk., 2023). Penyakit pada tanaman dapat mengakibatkan kerugian panen setiap tahun, yang merupakan ancaman serius bagi produksi pertanian dan mengakibatkan penurunan hasil atau bahkan gagal panen (Li dkk., 2023).

Penelitian yang membahas klasifikasi penyakit tanaman tomat telah banyak dilakukan oleh peneliti sebelumnya seperti (Astiningrum dkk., 2020) menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Gray Level Co-Occurance Matrix* (GLCM) dengan 750 dataset citra daun yang terdiri dari kelas sehat, bercak bakteri dan busuk daun. Hasil tingkat akurasi 92.89%. (Basavaiah & Anthony, 2020) menggunakan teknik kombinasi ekstraksi fitur dengan 4 kelas penyakit daun tomat. Bercak bakteri, bercak septoria, virus mosaik, daun kuning keriting dengan

hasil kurasi *Decision Tree* 90% dan *Random Forest* 94%. (Awalia & Primajaya, 2022) Menggunakan DesNet121 berbasis *Transfer Learning* dengan 3 kelas yaitu *leaf mold*, tomat sehat, dan penyakit lainnya. Masing-masing kelas terdiri dari 761 citra dengan keseluruhan 2.283 citra dengan hasil evaluasi akurasi 92.6%, *precision* 93.3% dan *recall* 93%.

Berdasarkan capaian penelitian terdahulu mengenai klasifikasi penyakit tanaman tomat telah dilakukan berbagai macam cara dan metode penyelesaian seperti *Machine Learning* memprediksi kelas suatu data dengan tambahan fitur tekstur, pohon keputusan berdasarkan fitur-fitur input. Maka dalam penelitian ini mencoba menindak lanjuti dengan memodelkan klasifikasi berbasis teknologi terkini dengan memanfaatkan metode *Deep Learning*. Saat ini, kemajuan teknologi memungkinkan metode *Deep Learning* untuk secara otomatis mengekstraksi fitur dan pola yang mewakili dari setiap gambar (Corominas dkk., 2021). Metode *Deep Learning* telah banyak dikembangkan oleh pakar seperti VGG, *GoogleNet*, *Inception*, ResNet dan *MobileNet*. *MobileNet* adalah suatu struktur arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang khusus untuk perangkat seluler. *MobileNet* terbagi menjadi dua lapisan, yaitu *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*. *Depthwise convolution* menerapkan filter tunggal pada setiap saluran input, sementara *pointwise convolution* membuat kombinasi linear dari output layer *depthwise* (Darmatasia, 2023). Untuk menyelesaikan kasus deteksi objek, segmentasi semantik, klasifikasi audio, klasifikasi gambar, pendeteksian wajah, metode *MobileNet* telah banyak dimanfaatkan oleh peneliti untuk menyelesaikan berbagai macam kasus saat ini, seperti klasifikasi tanaman rimpang dengan 3 arsitektur CNN yaitu *MobileNet*, *InceptionV3*, dan VGGNet.

Dengan hasil akurasi yang sama antara *MobileNet*, *InceptionV3* 98% dan VGG19 88%. Dengan waktu yang lebih cepat oleh *MobileNet* (Darmatasia & Muhammad, 2023). Klasifikasi penyakit dan hama padi dengan *MobileNetV2*, *NasNet Mobile*, *EfficientNetB7*, VGG16, *InceptionV3* dengan dataset 5 penyakit. Hasil akurasi yang sangat tinggi 97% *InceptionV3* dan memiliki parameter yang sangat banyak sebesar 21,8. Sedangkan *MobileNetV2* dengan akurasi 96% dan jumlah parameter yang lebih sedikit sebesar 2,27 menjadikannya model yang lebih ringan (Putra dkk., 2023). Klasifikasi penyakit daun teh dengan *MobileNetV2* yang terdiri dari 600 citra daun teh dan 6 kelas. Dengan melakukan perbandingan antara *batch size* yang populer yaitu 32, 64, 128 yang masing-masing menggunakan *epoch* 10. Didapat hasil akurasi terbaik 96.67% dengan *batch size* 32 dan dengan *epoch* 10 (Winnarto, 2021).

Berdasarkan keunggulan arsitektur *MobileNet* dalam menyelesaikan permasalahan pada berbagai macam kasus serta penelitian klasifikasi/identifikasi penyakit tanaman tomat belum memanfaatkan metode terkini maka pada penelitian ini akan mencoba membangun model *Deep Learning* untuk menyelesaikan kasus klasifikasi penyakit tanaman tomat yang memanfaatkan data gambar daun tomat dengan judul “**Analisis Arsitektur *MobileNet* Pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat**”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan dari latar belakang diatas maka rumusan masalah dapat diperoleh, bagaimana arsitektur *MobileNet* dapat diterapkan dalam klasifikasi penyakit tanaman tomat dengan citra daun dan tingkat akurasi yang dihasilkan

dalam proses klasifikasi.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, adapun tujuan dari penelitian ini untuk membuktikan arsitektur *MobileNet* dapat diterapkan dalam klasifikasi penyakit tanaman tomat secara akurat dan mengetahui tingkat akurasi yang didapat dalam klasifikasi.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan diatas manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan hasil klasifikasi penyakit tanaman tomat dengan arsitektur *MobileNet*.
2. Penelitian ini diharapkan menjadi rujukan dalam penggunaan arsitektur *MobileNet* dalam klasifikasi penyakit tanaman tomat.
3. Memudahkan penggunaan dalam proses klasifikasi jenis penyakit tanaman tomat.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini menggunakan data sekunder, dataset citra daun berjudul *Tomato leaf disease detection* oleh Kaustubh b. <https://www.kaggle.com/datasets/kaustubhb999/tomatoleaf>.
2. Dengan jumlah data 11.000 citra daun tomat menggunakan format gambar JPG.
3. Dataset yang digunakan 10.000 terdiri dari 10 kelas dengan masing-masing kelas 1.000 citra daun, dengan pembagian *training* 80%, *testing*

10% dan *validasi* 10%.

4. Proses penelitian menggunakan arsitektur *MobileNetV1* dan *MobileNetV2*.
5. Menggunakan *batch size* 32, jumlah *epoch* 10 dan *optimizer* adam.

1.6 Sistematika Penulisan

Berikut adalah gambaran sistematika penulisan pada laporan skripsi ini:

BAB I : PENDAHULUAN

Berisi tentang latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

BAB II : TINJAUAN PUSTAKA

Menjelaskan tentang teori-teori yang diambil dari beberapa literatur yang benar dengan permasalahan pada penelitian ini.

BAB III : METODELOGI PENELITIAN

Berisi penjelasan tentang metode penelitian yang berisikan tentang langkah dan tahapan kegiatan yang akan dilakukan dalam penelitian, mulai dari identifikasi masalah analisis perancangan, pengujian dan hasil.

BAB IV : HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi mengenai hasil pengujian dari sistem yang telah dibangun berdasarkan hasil perancangan pada bab 3 sebelumnya.

BAB V : KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan dan saran dari penelitian yang dilakukan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Deep Learning*

Deep Learning juga dikenal sebagai *Deep Neural Network* (DNN), merupakan cabang *Machine Learning* yang mengalami kemajuan signifikan dalam beberapa tahun terakhir (Zhu dkk., 2020). Pendekatan ini menggunakan *Neural Network* untuk mensimulasikan proses pembelajaran otak manusia dan mengekstraksi fitur yang relevan dari data berskala besar, termasuk suara, teks, gambar dan lainnya (Liu dkk., 2021). Dataset besar sangat penting untuk *Deep Learning* yang efektif karena memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur dan pola yang signifikan dari data tersebut (Kołodziej dkk., 2023). Ciri khas dari *Deep Learning* adalah tingkat kemampuan yang tinggi dengan secara otomatis memahami dan mempelajari pola-pola yang terdapat dalam gambar. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu arsitektur utama dalam *Deep Learning* yang digunakan untuk pengolahan gambar (Naranjo-Torres dkk., 2020).

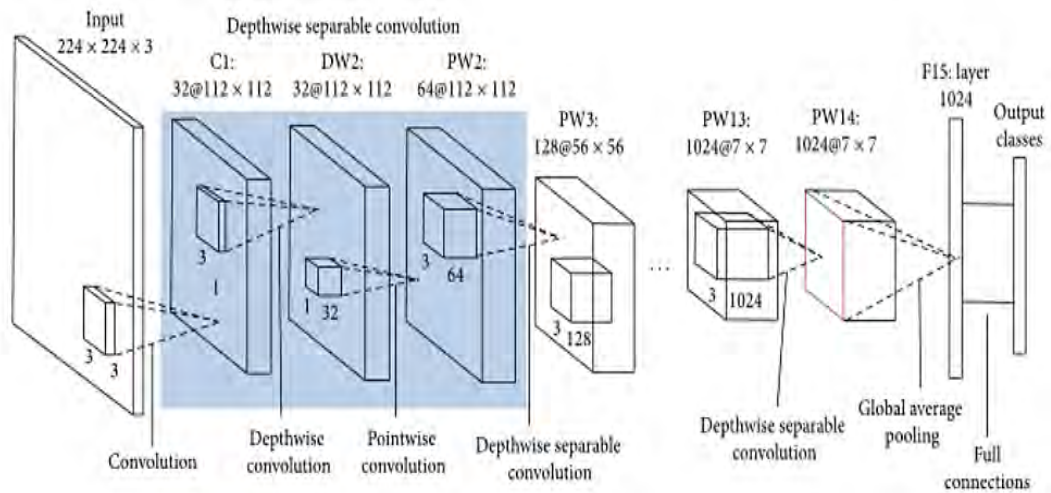
2.2 *Convolutional Neural Network* (CNN)

CNN atau *Convolutional Neural Network* merupakan salah satu jenis jaringan syaraf yang berlapis yang memiliki struktur arsitektur *Deep Learning* dan terinspirasi oleh cara pandang makhluk hidup. CNN sangat sesuai untuk berbagai bidang dalam model *Machine Learning* yang berkaitan dengan identifikasi pola, seperti pengolahan citra komputer dan *natural language processing* (Lianardo dkk., 2022). CNN memiliki dua langkah utama, yakni *Feature Learning* dan klasifikasi. *Feature learning* terdiri dari lapisan konvolusi, ReLu (fungsi aktivasi) dan *pooling*

layer. Sementara pada tahap klasifikasi terdiri dari *flatten*, *fully-connected layer* dan *softmax* (Diar dkk., 2022). Arsitektur CNN terdiri dari tiga jenis lapisan inti yaitu lapisan konvolusi, *pooling layer* dan *fully connected layer*. Lapisan konvolusi dan *pooling layer* biasanya digunakan untuk mengekstraksi informasi yang terkandung dalam gambar. Sementara itu lapisan *fully connected layer* untuk melakukan prediksi dengan menetapkan label yang paling sesuai sebagai hasil dari proses deteksi dan klasifikasi (Rochmawanti dkk., 2021).

2.3 MobileNetV1

MobileNet merupakan suatu arsitektur jaringan saraf konvolusi yang diperkenalkan oleh Google pada tahun 2017. Arsitektur ini dikembangkan khusus untuk aplikasi berbasis visi pada perangkat seluler atau perangkat dengan sumber daya terbatas. Tujuan utama dari *MobileNet* adalah menciptakan model yang efisien dan ringan sambil tetap mempertahankan kinerja yang baik terutama dalam konteks tugas pengenalan gambar (Sujiwanto dkk., 2023). Perbedaan antara struktur *MobileNet* dan arsitektur CNN umumnya terletak pada pendekatan terhadap lapisan konvolusi. *MobileNet* memanfaatkan pendekatan yang membagi konvolusi menjadi dua jenis, yaitu *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*. Dengan ketebalan filter yang disesuaikan dengan ketebalan dari gambar input (Hariz dkk., 2022). Layer pertama menggunakan *depthwise convolution* yang memasukkan filter tunggal pada masing-masing saluran input, sementara layer kedua menggunakan *pointwise convolution* untuk membuat kombinasi linear dari hasil keluaran dari layer *depthwise* (Herwina dkk., 2022).



Gambar 2.1 Arsitektur *MobileNetV1*

Sumber : (Utami dkk., 2022)

2.4 *MobileNetV2*

MobileNetV2 masih menggunakan konvolusi *depthwise* dan *pointwise*. Model ini memperkenalkan dua fitur baru : *Bottleneck linear* dan *Shortcut connections* antar *bottlenecks*. Pada bagian *bottleneck* terjadi interaksi antara input dan output model, sementara lapisan dalam menggambarkan kemampuan model untuk mengubah input dari konsep tingkat rendah (piksel) menjadi deskriptor tingkat tinggi. Secara keseluruhan, mirip dengan koneksi residu pada CNN tradisional, koneksi pintasan antar *bottleneck* memungkinkan pelatihan yang lebih cepat dan peningkatan akurasi. Arsitektur *MobileNetV2* terdiri dari blok dasar yang melibatkan konvolusi yang dapat dipisahkan kedalamannya dengan adanya residual. Model ini dimulai dengan lapisan konvolusi awal yang penuh dengan 32 filter, diikuti oleh 19 lapisan *bottleneck residual* (Nufus dkk., 2021).

MobileNetV2 Architecture

Input	Operator	t	c	n	s
$224^2 \times 3$	conv2d	-	32	1	2
$112^2 \times 32$	bottleneck	1	16	1	1
$112^2 \times 16$	bottleneck	6	24	2	2
$56^2 \times 24$	bottleneck	6	32	3	2
$28^2 \times 32$	bottleneck	6	64	4	2
$14^2 \times 64$	bottleneck	6	96	3	1
$14^2 \times 96$	bottleneck	6	160	3	2
$7^2 \times 160$	bottleneck	6	320	1	1
$7^2 \times 320$	conv2d 1x1	-	1280	1	1
$7^2 \times 1280$	avgpool 7x7	-	-	1	-
$1 \times 1 \times 1280$	conv2d 1x1	-	k	-	-

Gambar 2.2 Arsitektur *MobileNetV2*

Sumber : (Allaam & Wibowo, 2021)

2.5 Tomat

Tanaman tomat juga dikenal dengan ilmiah *Lycopersicon Pysiforme*, merupakan tumbuhan tahunan yang termasuk dalam kelompok tanaman berbunga. Buahnya berwarna merah cerah, memiliki rasa manis dan sedikit keasaman. Tomat mengandung banyak vitamin dan mineral (Smith, 2022). Tomat berasal dari wilayah Peru dan Ekuador, kemudian menyebar ke seluruh Amerika terutama di daerah beriklim tropis. Pada tahun 1523, tanaman tomat dikenal oleh bangsa Eropa dan Asia. Meskipun pada awalnya dianggap sebagai tanaman beracun, digunakan hanya sebagai tanaman hias dan obat kanker. Pengenalan tanaman tomat di Indonesia terjadi setelah kedatangan orang Belanda, menunjukkan bahwa tanaman tomat telah menyebar di seluruh dunia (Manuhutu, 2020).

2.5.1 Detail Penyakit Tomat

Berikut merupakan penjelasan detail penyakit tomat, sampel gambar dapat dilihat pada halaman 19.

- *Target Spot* (Bercak Target) diakibatkan oleh jamur *Corynespora cassiicola*, penyakit ini menyerang tanaman mulai dari tanaman muda. Ciri khas dari gejala penyakit ini adalah adanya bercak melingkar dengan garis pusat lingkaran yang terlihat dengan jelas, membentuk pola lingkaran (Millenia dkk., 2021).
- *Bacterial Spot* (bercak bakteri) memiliki potensi untuk menimbulkan area gelap pada dedaunan, batang, dan buah, yang pada dedaunan dapat berkembang menjadi titik mati yang signifikan seiring perluasan infeksi (Olishevskaya dkk., 2023).
- *Tomato Yellow Leaf Curl Virus* (Virus daun tomat kuning keriting) menampakkan gejala seperti daun yang melengkung ke atas, daun yang menguning, pengecilan ukuran daun dan pertumbuhan terhambat, yang kemudian berdampak pada penurunan hasil buah (Kumar dkk., 2023).
- *Early Blight* (Bercak kering) terinfeksi jamur *Alternaria solani* yang menyerang daun, pangkal batang, dan bahkan buah. Infeksi menyebabkan bercak berwarna cokelat yang membentuk lingkaran kuning pada tanaman menyebabkan pertumbuhan tanaman terhambat dan menghasilkan buah yang kecil dan cenderung mengalami pembusukan (Nuviani dkk., 2023).
- *Spider Mites Two-Spotted Spider Mite* (Tungau laba-laba berbintik dua) menunjukkan gejala awal berupa bintik-bintik pada permukaan bawah daun. Akibat serangan tungau daun menjadi keriting, bergulung dan pada akhirnya mengering (Sarjan dkk., 2022).
- *Septoria Leaf Spot* (Bercak daun septoria) muncul di bagian tengah atau pinggir daun dapat mengakibatkan layu pada daun (M. J. Ali, 2023).

2.6 Penelitian Terkait Kasus Tomat

Berikut merupakan penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya terkait kasus klasifikasi penyakit tanaman tomat.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait Kasus Tomat

NO	Penulis	Metode	Keterangan
1	(Kudadiri & Hasibuan, 2021)	<i>Teorema Bayes</i>	Penerapan metode <i>Teorema Bayes</i> untuk mendiagnosa penyakit pada tanaman tomat akibat abu vulkanik sinabung dapat diterapkan dan menghasilkan perhitungan manual dengan proses diagnosa yang cepat dan akurat. Dengan 6 gejala penyakit tanaman tomat dan 2 kelas. Hasil prediksi terserang penyakit layu <i>fusarium</i> 66.8% dan penyakit layu bakteri 69.5%.
2	(Zer dkk., 2023)	<i>Support Vector Machine (SVM), K-Nearest</i>	Dataset yang digunakan 5.000 data dengan 4 kelas daun terserang penyakit dan 1 daun sehat. Metode klasifikasi dengan akurasi terbaik menggunakan

		<i>Neighbor</i> (KNN)	<i>Support Vector Machine</i> sebesar 95.3% dan <i>K-Nearest Neighbor</i> 90.7%.
3	(Harakannanavar dkk., 2022)	<i>Support Vector Machine</i> (SVM), <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN), <i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN)	Sampel daun yang diekstraksi diproses melalui metode <i>Machine Learning</i> . Untuk menguji keakuratan model yang diusulkan, metodenya diaplikasikan pada sampel tomat yang tidak teratur dan menghasilkan akurasi 88% SVM, 97% K-NN dan 99.6% CNN.
4	(Nainggolan dkk., 2022)	<i>Naïve Bayes Classifier</i>	Melalui proses ekstraksi citra penyakit tanaman tomat menggunakan GLCM dan pengenalan penyakit dengan indentifikasi menggunakan metode <i>Naïve Bayes Classifier</i> , pengujian dengan 15 dataset citra penyakit dan 3 kelas menghasilkan nilai akurasi 80% dan dapat dianggap baik.

5	(Muchtar dkk., 2021)	InceptionV3	Mendeteksi penyakit bercak daun septoria menggunakan pendekatan pembelajaran mendalam dengan model CNN berbasis Raspberry Pi, serata memanfaatkan model InceptionV3 berhasil mencapai tingkat akurasi rata-rata sebesar 95.85% dengan pengujian menggunakan 30 sampel daun tomat dan 2 kelas.
---	----------------------	-------------	---

Pada Tabel 2.1 diatas, penelitian terdahulu terkait kasus tomat dengan metode yang digunakan dapat diketahui bahwa perbedaan dengan penelitian ini terletak pada jumlah dataset dan kelas pada penyakit tanaman tomat. Dari beberapa penelitian sebelumnya diatas menerapkan metode *Teorema Bayes*, SVM, KNN, CNN, *Naïve Bayes Classifier*, *InceptionV3*. Sedangkan pada penelitian ini menerapkan metode arsitektur *MobileNetV1* dan *MobileNetV2* untuk melakukan klasifikasi penyakit tanaman tomat dengan citra daun dengan jumlah dataset 10.000 dan 10 kelas.

2.7 Penelitian Terkait *MobileNet*

Berikut merupakan penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya terkait kasus klasifikasi menggunakan arsitektur *MobileNet*.

Tabel 2.2 Penelitian Terkait *MobileNet*

NO	Penulis	Metode	Keterangan
1	(Umri & Delica, 2021)	VGG19, VGG16, <i>MobileNet</i> , <i>DenseNet201</i> , <i>ResNet50</i>	Penelitian menggunakan 5 model yang diterapkan pada dataset dalam skala besar dan kecil untuk penerapannya dalam mendeteksi Covid-19. Hasil akurasi menunjukkan VGG19 mencapai performa tertinggi sebesar 96.77% dan paling rendah <i>ResNet50</i> dengan akurasi 41.94% pada dataset berukuran kecil. Di sisi lain, penggunaan <i>MobileNet</i> menunjukkan akurasi sebesar 98.11% saat diuji dengan dataset yang lebih besar dan paling rendah <i>ResNet50</i> dengan akurasi 49.17%. Hasil uji coba pada dataset berukuran besar menunjukkan peningkatan akurasi untuk semua model transfer learning yang telah diuji.
2	(Titania dkk., 2022)	<i>MobileNetV2</i> , <i>Alexnet</i>	Klasifikasi jenis kendaraan dengan <i>MobileNetV2</i> dan

			<p><i>Alexnet</i>. Dengan hasil akurasi 96.19% <i>MobileNetV2</i> lebih baik dari <i>Alexnet</i> dengan akurasi 93.81%. Jumlah dataset dan <i>epoch</i> memiliki dampak signifikan pada tingkat akurasi suatu model. Semakin besar jumlah dataset yang digunakan dan semakin banyak <i>epoch</i> yang dilakukan maka tingkat akurasi model akan meningkat.</p>
3	(Howard dkk., 2019)	<i>MobileNetV2</i> , <i>MobileNetV3</i>	<p>Penentuan arsitektur yang lebih superior jika dibandingkan dengan <i>MobileNetV2</i> dengan penekanan pada peningkatan kecepatan dan akurasi. <i>MobileNetV3</i> 3.2% lebih banyak akurat pada klasifikasi <i>ImageNet</i> dibandingkan <i>MobileNetV2</i>.</p>

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alat dan Bahan Penelitian

3.1.1 Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian terdapat pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Perangkat Keras

No	Perangkat Keras	Keterangan
1	Device Name	DESKTOP-AH0HF2G
2	Processor	Intel® Celeron® N4020, CPU @ 1.10GHz
3	RAM	4,00 GB
4	Hard Disk	1 TB

3.1.2 Perangkat Lunak

Perangkat Lunak yang digunakan dalam penelitian terdapat pada Tabel 3.2

Tabel 3.2 Perangkat Lunak

No	Perangkat Lunak	Keterangan
1	Sistem Operasi	Windows 10 Home Single Language
2	RAM	4,00 GB
3	Colab	

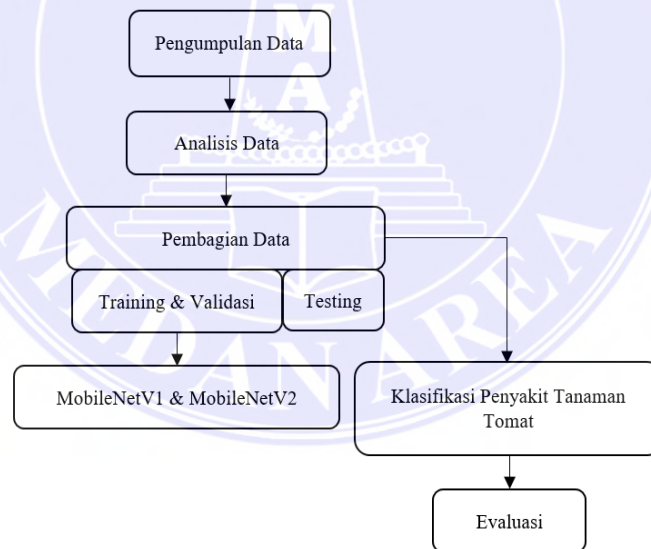
3.2 Analisis Data

Dalam melakukan analisis ini penting untuk mencari data terlebih dahulu agar data tersebut mudah ditemukan dan dapat digunakan sebagai bahan analisis untuk

klasifikasi penyakit tanaman tomat. Analisis data dalam penelitian ini menerapkan arsitektur *MobileNetV1* dan *MobileNetV2* yang merupakan metode *Deep Learning* untuk klasifikasi penyakit tanaman tomat dengan citra daun. Ini bertujuan untuk menentukan model mana yang dapat melakukan pengklasifikasian dengan tingkat akurasi terbaik pada klasifikasi penyakit tanaman tomat dengan citra daun.

3.3 Arsitektur Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan CNN dan salah satu arsitekturnya yaitu *MobileNet*. CNN merupakan algoritma yang sangat terkenal dalam kerangka teknik Deep Learning. CNN adalah sebuah jenis jaringan saraf buatan yang digunakan untuk tugas klasifikasi pada berbagai jenis data, termasuk gambar, video teks, dan suara.



Gambar 3.1 Arsitektur Penelitian

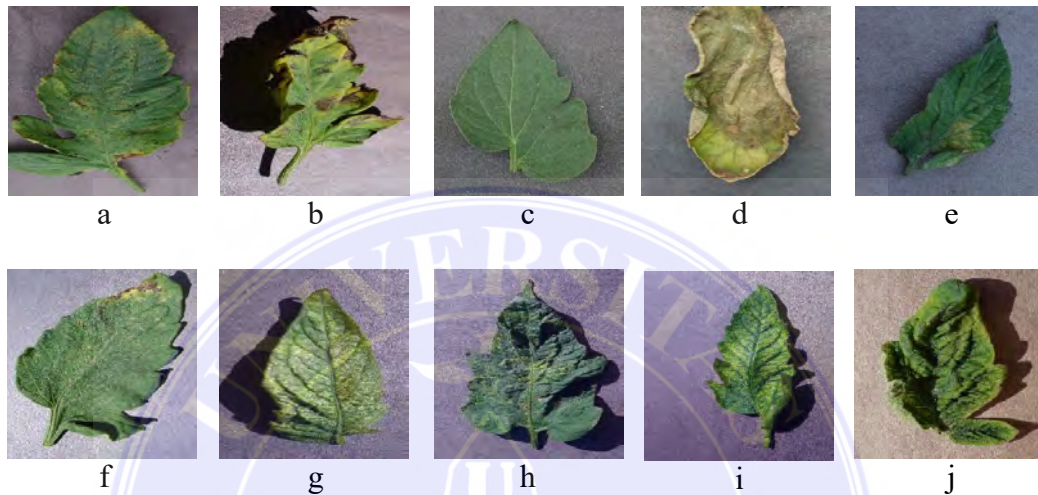
Adapun penjelasan yang dilakukan dalam penelitian diuraikan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Tahapan pengumpulan dataset citra daun tomat pada penelitian ini dari *platform publick* dataset <https://www.kaggle.com/> berjudul *Tomato leaf disease detection*

oleh Kaustubh b. <https://www.kaggle.com/datasets/kaustubhb999/tomatoleaf>.

Dengan jumlah data 11.000 citra daun tomat dengan format jpg. Dataset yang digunakan 10.000 terdiri dari 10 kelas dengan masing-masing kelas 1.000 citra daun. Berikut merupakan sampel citra daun tomat pada setiap kelas.



Gambar 3.2 Sampel Citra Daun Tomat

(a) *Bacterial Spot* (b) *Early Blight* (c) *Healthy* (d) *Late Blight* (e) *Leaf Mold*
(f) *Septoria Leaf Spot* (g) *Spider Mites Two-Spotte* (h) *Target Spot*
(i) *Mosaic Virus* (j) *Yellow Leaf Curl Virus*

2. Pembagian data

Dataset akan dibagi menjadi 3 yaitu data *training* (pelatihan) yang merupakan proses untuk melatih model, data *testing* (pengujian) untuk mengetahui performa model selama proses training dan data *validation* (validasi) untuk menguji performa model secara objektif. Dataset yang digunakan dalam penelitian yaitu 10.000 citra daun tomat yang terdiri dari 10 kelas, dengan masing-masing kelas 1.000 citra daun. Dataset dibagi menjadi 80% *training*, 10% *testing*, 10% validasi. Proses persiapan data secara manual dan disimpan di Google Drive.

Tabel 3.3 Detail Dan Pembagian Dataset

NO	KELAS	Jumlah Data	Data		
			<i>Training</i> 80%	<i>Testing</i> 10%	<i>Validasi</i> 10%
1	<i>Tomato Virus Mosaic</i> (virus mosaik tomat)	1.000	800	100	100
2	<i>Target Spot</i> (Bercak Target)	1.000	800	100	100
3	<i>Bacterial Spot</i> (Bintik bakteri)	1.000	800	100	100
4	<i>Tomato Yellow Leaf Curl</i> <i>Virus</i> (Virus daun tomat kuning keriting)	1.000	800	100	100
5	<i>Late Blight</i> (Busuk daun)	1.000	800	100	100
6	<i>Leaf Mold</i> (Jamur daun)	1.000	800	100	100
7	<i>Early Blight</i> (Bercak kering)	1.000	800	100	100
8	<i>Spider Mites Two-Spotted</i> <i>Spider Mite</i> (tungau laba-laba berbintik dua)	1.000	800	100	100

9	<i>Tomato Healthy</i> (Tomat sehat)	1.000	800	100	100
10	<i>Septoria Leaf Spot</i> (Bercak daun septoria)	1.000	800	100	100
Total		10.000	8.000	1.000	1.000

3. Klasifikasi

Kemudian tahap ini memulai klasifikasi penyakit tanaman tomat dengan citra daun dengan *MobileNetV1* dan *MobileNetV2*. Pengujian model menggunakan jumlah *epoch* 10, *batch size* 32, *optimizer* adam.

Tabel 3.4 Parameter

No	Parameter	Value
1	<i>Epoch</i>	10
2	<i>Batch Size</i>	32
3	<i>Optimizer</i>	Adam

3.4 Evaluasi

Evaluasi model adalah langkah penting pengembangan model. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi model terbaik yang dapat mewakili data yang digunakan dan seberapa baik model tersebut dapat berfungsi di masa mendatang. Mengevaluasi kinerja model hanya dengan menggunakan data pelatihan dianggap tidak valid dalam ilmu data, karena hal ini dapat menghasilkan model yang terlalu optimis dan sesuai dengan data pelatihan. Oleh karena itu, evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji. Diperlukannya matriks yang biasa disebut *confusion*

matrix untuk mengevaluasi model, yaitu: (Fuadi & Suharso, 2022).

Dengan perumusan:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

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

$$F1-Score = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

Keterangan:

TP: Sebenarnya benar diprediksi benar

TN: Sebenarnya salah diprediksi salah

FN: Sebenarnya salah diprediksi benar

FP: Sebenarnya benar diprediksi salah

Perbandingan nilai akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall* dan F1 (*f1-score*) (Feriawan & Swanjaya, 2020).

1. *Accuracy* sebuah metrik evaluasi yang mengukur rasio keakuratan prediksi model dengan nilai benar (positif dan negatif) dalam seluruh dataset.
2. *Precision* adalah perbandingan antara prediksi positif yang benar dengan semua prediksi positif yang dihasilkan oleh model.
3. *Recall* metrik evaluasi yang mengukur rasio prediksi positif yang benar (*true positives*) dibandingkan dengan seluruh data yang benar positif dalam dataset.

Ini mengukur sejauh mana model mampu mengidentifikasi dengan tepat semua

data benar positif.

4. *F1-Score* metrik evaluasi yang menggabungkan nilai *precision* dan *recall* dengan bobot yang sama.

3.5 Penerapan *Confusion Matrix*

Perhitungan manual diperlukan untuk memahami lebih dalam tentang data. Berikut contoh perhitungan manual klasifikasi penyakit pada daun tomat yang terdiri dari 5 kelas, masing-masing kelas terdiri dari 100 data. Dengan jumlah keseluruhan data 500.

Tabel 3.5 Contoh Data Klasifikasi

		Prediksi				
		<i>Target Spot</i>	<i>Bacterial Spot</i>	<i>Late Blight</i>	<i>Laef Mold</i>	<i>Early Blight</i>
Aktual	<i>Target Spot</i>	100	0	0	0	0
	<i>Bacterial Spot</i>	0	93	1	2	4
	<i>Late Blight</i>	0	2	94	2	2
	<i>Laef Mold</i>	0	4	5	91	0
	<i>Early Blight</i>	1	0	0	0	99

Jumlah data: 500

Untuk menentukan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* tahap pertama dimulai mencari nilai TP, FP dan FN pada masing-masing kelas.

Tabel 3.6 Nilai TP, FP dan FN

		Prediksi					FN
		<i>Target Spot</i>	<i>Bacterial Spot</i>	<i>Late Blight</i>	<i>Laef Mold</i>	<i>Early Blight</i>	
Aktual	<i>Target Spot</i>	100	0	0	0	0	0
	<i>Bacterial Spot</i>	0	93	1	2	4	7
	<i>Late Blight</i>	0	2	94	2	2	6
	<i>Laef Mold</i>	0	4	5	91	0	9
	<i>Early Blight</i>	1	0	0	0	99	1
	FP	1	6	6	4	6	

Jumlah data: 500, TP: 477, FP: 23, FN: 23

Keterangan:

TP: Sebenarnya benar diprediksi benar

TN: Sebenarnya salah diprediksi salah

FN: Sebenarnya salah diprediksi benar

FP: Sebenarnya benar diprediksi salah

Selanjutnya dilakukan perhitungan untuk mencari *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*

$$1. \text{ Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{477+477}{477+477+23+23}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{954}{1000}$$

$$\text{Accuracy} = 0,954 (95.4\%)$$

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

Tabel 3.7 Precision

	<i>Target Spot</i>	<i>Bacterial Spot</i>	<i>Late Blight</i>	<i>Laef Mold</i>	<i>Early Blight</i>
TP	100	93	94	91	99
TP+FP	100+1=101	93+6=99	94+6=100	91+4=95	99+6=105
Precision	0,99009901	0,93939393	0,94	0,95789474	0,94285714

$$3. \text{ Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Tabel 3.8 Recall

	<i>Target Spot</i>	<i>Bacterial Spot</i>	<i>Late Blight</i>	<i>Laef Mold</i>	<i>Early Blight</i>
TP	100	93	94	91	99
TP+FN	100+0=100	93+7=100	94+6=100	91+9=100	99+1=100
Recall	1	0,93	0,94	0,91	0,99

$$4. \text{ F1-Score} = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

Tabel 3.9 F1-Score

	<i>Target Spot</i>	<i>Bacterial Spot</i>	<i>Late Blight</i>	<i>Laef Mold</i>	<i>Early Blight</i>
2 x Recall x Precision	1,98019802	1,747272727	1,7672	1,74336842	1,866857143
Recall + Precision	1,99009901	1,869393939	1,88	1,86789474	1,932857143
F1-Score	0,995024876	0,934673367	0,94	0,933333333	0,965853659

Berikut ini evaluasi model yang didapat secara manual:

Tabel 3.10 Evaluasi Model Yang Didapat Secara Manual

<i>Accuracy</i>	Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
95.4%	<i>Target Spot</i>	99%	100%	99.49%
	<i>Bacterial Spot</i>	93.94%	93%	93.34%
	<i>Late Blight</i>	94%	94%	94%
	<i>Laef Mold</i>	95.79%	91%	93.33%
	<i>Early Blight</i>	94.29%	99%	96,58%
	Rata-rata	95.40%	95.4%	95.37%

Pada Tabel 3.10 dapat dilihat bahwa evaluasi model yang didapat secara manual mendapatkan akurasi sebesar 95.4%. *Precision* untuk *Tomato Target Spot* yaitu 99% *Tomato bacterial spot* yaitu 93.94%, *Tomato Late Blight* yaitu 94%, *Tomato Leaf Mold* yaitu 95.79%, *Tomato Early Blight* yaitu 94.29%. *Recall* untuk *Tomato Target Spot* yaitu 100% *Tomato Bacterial Spot* yaitu 93%, *Tomato Late*

Blight yaitu 94%, *Tomato Leaf Mold* yaitu 91%, *tomato Early Blight* yaitu 99%.

F1-Score untuk *Tomato Target Spot* yaitu 99.49% *Tomato Bacterial Spot* yaitu 93.34%, *Tomato Late Blight* yaitu 94%, *Tomato Leaf Mold* yaitu 93.33%, dan terakhir yaitu *Tomato Early Blight* yaitu 96.58%.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini mengklasifikasikan penyakit tanaman daun tomat menggunakan arsitektur *MobileNet* dengan metode *MobileNetV1* dan *MobileNetV2*. Arsitektur ini dijadikan sebagai pilihan karena kemampuan dari algoritma ini sendiri dalam meningkatkan performa klasifikasi dan menyediakan fitur yang cukup baik. Dalam evaluasi model data dibagi menjadi 3 yaitu data pelatihan, data pengujian dan data validasi yang berfokus pada metrik akurasi dan presisi yang dihasilkan. Hasil dari pengujian ini menunjukkan bahwa *MobileNetV1* memberikan akurasi tertinggi dengan nilai yaitu 90.93%. Selanjutnya metode *MobileNetV2* dengan akurasi yang dihasilkan yaitu sebesar 84.75%.

5.2 Saran

Adapun saran yang diberikan penulisan untuk kelanjutan penelitian selanjutnya yaitu:

1. Membangun model *MobileNet* dengan memanfaatkan optimasi seperti *grid search*, *random search* dan *bayessian optimization*.
2. Memasukkan model lainnya kedalam *MobileNet* seperti *attention module: Self-Attention*, *Scaled Dot-Product Attention*, *Multi-Head Attention*, *Bahdanau Attention*, *Luong Attention*, *Visual Attention*.

DAFTAR PUSTAKA

- Ali, M. J. (2023). Diagnostic System Of Wilting Disease In Vegetable Plants With Android-Based Forward Chaining Method. ... *Sistem Telekomunikasi Elektronika Sistem* <https://ejournal.uniska-kediri.ac.id/index.php/JTECS/article/view/4031><https://ejournal.uniska-kediri.ac.id/index.php/JTECS/article/download/4031/2083>
- Ali, M. Y., Sina, A. A. I., Khandker, S. S., Neesa, L., Tanvir, E. M., Kabir, A., Khalil, M. I., & Gan, S. H. (2021). Nutritional Composition And Bioactive Compounds In Tomatoes And Their Impact On Human Health And Disease: A Review. *Foods*, 10(1). <https://doi.org/10.3390/foods10010045>
- Allaam, M. R. R., & Wibowo, A. T. (2021). Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *E-Prceeding Of Engineering*, 8(2), 1–30.
- Anggreyani, D., Rais, & Qirom. (2021). Rancang Bangun Sistem Monitoring Kelembaban Tanah, Suhu Dan Penyiraman Otomatis Pada Tanaman Tomat Berbasis Internet Of Things.
- Astiningrum, M., Arhandi, P. P., & Ariditya, N. A. (2020). Identifikasi Penyakit Pada Daun Tomat Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur. *Jurnal Informatika Polinema*, 6(2), 47–50. <https://doi.org/10.33795/jip.v6i2.320>
- Awalia, N., & Primajaya, A. (2022). Identifikasi Penyakit Leaf Mold Pada Daun Tomat Menggunakan Model Densenet121 Berbasis Transfer Learning. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 8(1), 49–52. <https://doi.org/10.35329/jiik.v8i1.212>
- Basavaiah, J., & Anthony, A. A. (2020). Tomato Leaf Disease Classification Using Multiple Feature Extraction Techniques. *Wireless Personal Communications*, 115(1), 633–651. <https://doi.org/10.1007/s11277-020-07590-x>
- Corominas, Ò. L., Smolinska, I. R., & Rana, A. S. S. (2021). *Image Classification With Classic And Deep Learning Techniques*. <http://arxiv.org/abs/2105.04895>
- Darmatasia. (2023). *Pengenalan Karakter Hieroglif Mesir Kuno Menggunakan Convolutional Neural Network*. 8, 1–6.
- Darmatasia, & Muhammad, S. A. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Rimpang Secara Virtual. *Jurnal INSTEK (Informatika Sains Dan Teknologi)*, 8(1), 122–131.
- Diar, R. M., Fu'adah, R. Y. N., & Usman, K. (2022). Klasifikasi Penyakit Paru-Paru Berbasis Pengolahan Citra X Ray Menggunakan Convolutional Neural Network. *E-Prceeding Of Engineering*, 9(2), 476–484.

- Dwitomo, A. B., Kristanto, B. A., & Kusmiyati, F. (2023). *Pengaruh Aplikasi Cendawan Mikoriza Arbuskular Dan Pemupukan NPK Majemuk Dalam Pertumbuhan Dan Produksi Tanaman Tomat*. 10(1), 1–12.
- Feriawan, J., & Swanjaya, D. (2020). Perbandingan Arsitektur Visual Geometry Group Dan Mobilenet Pada Pengenalan Jenis Kayu. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 4(3), 185–190. <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/84>
- Fuadi, A., & Suharso, A. (2022). Perbandingan Arsitektur Mobilenet Dan Nasnetmobile Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Citra Daun Kentang. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 7(3), 701–710. <https://doi.org/10.29100/jipi.v7i3.3026>
- Harakannavar, S. S., Rudagi, J. M., Puranikmath, V. I., Siddiqua, A., & Pramodhini, R. (2022). Plant Leaf Disease Detection Using Computer Vision And Machine Learning Algorithms. *Global Transitions Proceedings*, 3(1), 305–310. <https://doi.org/10.1016/j.gltp.2022.03.016>
- Hariz, F. A., Yulita, I. N., & Suryana, I. (2022). Human Activity Recognition Berdasarkan Tangkapan Webcam Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur Mobilenet. *JITSI : Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 3(4), 103–115. <https://doi.org/10.30630/jitsi.3.4.97>
- Herwina, Darmatasia, Shiddiq, A. K. A., & Syahputra, T. D. (2022). Deteksi Penyakit Pada Tanaman Padi Menggunakan Mobilenet Transfer Learning Berbasis Android. *Agents Journal Of Artificial Intelligence & Data Science*, 2(2), 1–8.
- Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L.-C., Chen, B., Tan, M., Wang, W., Zhu, Y., Pang, R., Vasudevan, V., Le, Q. V., & Adam, H. (2019). *Searching For Mobilenetv3 Accuracy Vs Madds Vs Model Size*. 1314–1324.
- Khultsum, U., & Subekti, A. (2021). *Penerapan Algoritma Random Forest Dengan Kombinasi Ekstraksi Fitur Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat*. 5, 186–193. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i1.2624>
- Kołodziej, M., Majkowski, A., & Rysz, A. (2023). Implementation Of Machine Learning And Deep Learning Techniques For The Detection Of Epileptic Seizures Using Intracranial Electroencephalography. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(15). <https://doi.org/10.3390/app13158747>
- Kudadiri, S. B., & Hasibuan, N. A. (2021). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Tomat Yang Disebabkan Abu Vulkanik Sinabung Menerapkan Metode Teorema Bayes. *Journal Of Information System Research*, 2(3), 193–199.
- Kulu, I. P., Rahayu, D. S., & Surawijaya, P. (2022). Efektivitas Pemberian Ekstrak

- Daun Pepaya (*Carica Papaya L.*) Terhadap Intensitas Serangan Hama Pada Tanaman Tomat (*Solanum Lycopersicum L.*). *Jurnal Hama Dan Penyakit Tumbuhan*, 10(4), 194–200. <https://doi.org/10.21776/Ub.Jurnalhpt.2022.010.4.5>
- Kumar, M., Kavalappara, S. R., Mcavoy, T., Hutton, S., Simmons, A. M., & Bag, S. (2023). Association Of Tomato Chlorosis Virus Complicates The Management Of Tomato Yellow Leaf Curl Virus In Cultivated Tomato (*Solanum Lycopersicum*) In The Southern United States. *Horticulturae*, 9(8). <https://doi.org/10.3390/Horticulturae9080948>
- Li, Z., Tao, W., Liu, J., Zhu, F., Du, G., & Ji, G. (2023). *Tomato Leaf Disease Recognition Via Optimizing Deep Learning Methods Considering Global Pixel Value Distribution*. 1–15.
- Lianardo, A., Syamsul, R., & Pratiwi, N. K. C. (2022). Klasifikasi Gejala Penyakit Daun Pada Tanaman Singkong Berbasis Vision Menggunakan Metode CNN Dengan Arsitektur Mobilenet. *E-Proceeding Of Engineering*, 8(6), 3176–3179. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/Engineering/Article/View/18980>
- Liu, X., Song, L., Liu, S., & Zhang, Y. (2021). A Review Of Deep-Learning-Based Medical Image Segmentation Methods. *Sustainability (Switzerland)*, 13(3), 1–29. <https://doi.org/10.3390/Su13031224>
- Manuhutu, L. S. (2020). Analisis Pendapatan Usaha Tani Tomat (Studi Kasus Di Desa Kampung Jawa Kecamatan Bula Kabupaten Seram Bagian Timur). *HIPOTESA-Jurnal Ilmu-Ilmu Sosial*, 14(1), 82–91.
- Millenia, H. T., Febrianty, A., Lussy, A. D., Nurhasanah, I., Yunitasari, N., & Junaidi, P. (2021). Prosiding SEMNAS BIO 2021 Jenis-Jenis Penyakit Pada Tanaman Kedelai (*Glycine Max*) Serta Pengendaliannya Secara Fisik Dan Kimia. *Prosiding SEMNAS*, 13.
- Muchtar, K., Chairuman, Yudha Nurdin, & Afdhal Afdhal. (2021). Pendeteksian Septoria Pada Tanaman Tomat Dengan Metode Deep Learning Berbasis Raspberry Pi. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 107–113. <https://doi.org/10.29207/Resti.V5i1.2831>
- Nainggolan, A., Rumapea, H., Silalahi, A. P., Sidauruk, L., & Sinambela, M. (2022). Identifikasi Penyakit Tanaman Tomat Berdasarkan Citra Penyakit Menggunakan Metode GLCM Dan Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 2(1), 22–28. <http://ojs.fikom-methodist.net/index.php/METHOTIKA>
- Naranjo-Torres, J., Mora, M., Hernández-García, R., Barrientos, R. J., Fredes, C., & Valenzuela, A. (2020). A Review Of Convolutional Neural Network Applied To Fruit Image Processing. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(10).

<https://doi.org/10.3390/App10103443>

- Nufus, N., Arifin, D. M., Satyawan, A. S., Nugraha, R. A. S., Asyasyakur, M. I., Santi, N. N. A. M., Parangin, C. H., & Ema. (2021). Sistem Pendeteksi Pejalan Kaki Di Lingkungan Terbatas Berbasis SSD Mobilenet V2 Dengan Menggunakan Gambar 360° Ternormalisasi. *Prosiding Seminar Nasional Sains Teknologi Dan Inovasi Indonesia (SENASTINDO)*, 3(November), 123–134. <https://doi.org/10.54706/Senastindo.V3.2021.123>
- Nugroho, R. R. (2020). *Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Dempster*.
- Nuviani, E. P. I., Martosudiro, M., & Choliq, F. A. (2023). Pengaruh Beberapa Fungisida Terhadap Alternaria Solani Penyebab Penyakit Bercak Kering Pada Tanaman Tomat (*Lycopersicum Esculentum* Mill.) DI LAPANGAN. *Jurnal Hama Dan Penyakit Tumbuhan*, 11(2), 84–92. <https://doi.org/10.21776/Ub.Jurnalhpt.2023.011.2.4>
- Olishevskaya, S., Nickzad, A., Restieri, C., Dagher, F., Luo, Y., Zheng, J., & Déziel, E. (2023). *Bacillus velezensis* And *Paenibacillus peoriae* Strains Effective As Biocontrol Agents Against *Xanthomonas bacterial spot*. *Applied Microbiology*, 3(3), 1101–1119. <https://doi.org/10.3390/Appmicrobiol3030076>
- Putra, O. V., Mustaqim, M. Z., & Muriatmoko, D. (2023). Transfer Learning Untuk Klasifikasi Penyakit Dan Hama Padi Menggunakan Mobilenetv2. *Techno.Com*, 22(3), 562–575. <https://doi.org/10.33633/Tc.V22i3.8516>
- Putri, A. W. (2021). Implementasi Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat. *Mathunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 9(2), 344–350. <https://doi.org/10.26740/Mathunesa.V9n2.P344-350>
- Resyad, A. R., Putra, I. A., Kurniawan, D., & Berliana, Y. (2023). Respon Pertumbuhan Dan Produksi Tanaman Tomat (*Solanum Lycopersicum*) Terhadap Pemberian Npk 16-16-16 Dengan Modifikasi Media Tanam Kompos Kulit Kakao. 6(1), 67–74.
- Risnawati, Susanti, R., Yusuf, M., Hadi, I., & Alqamari, M. (2023). Pengaruh Pupuk Organik Cair Limbah Kulit Pisang Dan Bokashi Jerami Padi Terhadap Pertumbuhan Dan Produksi Tanaman Tomat (*Lycopersicum Esculentum* Mill.). 25(3), 2551–2555.
- Rochmawanti, O., Utamingrum, F., & Bachtiar, F. A. (2021). Analisis Performa Pre-Trained Model Convolutional Neural Network Dalam Mendeteksi Penyakit Tuberkulosis. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(4), 805–814. <https://doi.org/10.25126/Jtiik.2021844441>
- Sarjan, M., Fauzi, M. T., & Thei, R. S. P. (2022). Keberadaan Tungau Hama Pada

Tanaman Kelor (*Moringa Oleifera*) Di Kota Mataram. *Prosiding SAINTEK LPPM*, 4(November 2021), 85–92.

Setiawan, M. J., Nugroho, B., & Sari, A. P. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Menggunakan Algoritma CNN Dan Random Forest: Classification Leaf Diseases. *Teknologi: Jurnal Ilmiah ...*, 12(1), 1–7. <https://Journal.Unipdu.Ac.Id/Index.Php/Teknologi/Article/View/3739%0Ahttps://Journal.Unipdu.Ac.Id/Index.Php/Teknologi/Article/Download/3739/1592>

Smith, A. (2022). Pengaruh Pemberian Ethrel Terhadap Pembentukan Bunga Dan Buah Tanaman Tomat (*Lycopersicum Pyriforme*) Tanaman Tomat (*Lycopersicum Pyriforme*) Adalah Tumbuhan Setahun, Berbentuk Perdu Atau Semak Dan Termasuk Kedalam Golongan Tanaman Berbunga (*Angiosper.* 9, 222–231.

Sujiwanto, A. R., Prawirodirjo, R. R. B. P., & Palupingsih, P. (2023). Analisis Perbandingan Performa Model Klasifikasi Kesehatan Daun Tomat Menggunakan Arsitektur VGG, Mobilenet, Dan Inception V3. *Jurnal Ilmu Komputer Agri-Informatika*, 10(1), 98–110.

Titania, A., Rahman, S., Sembiring, A., Khairani, M., & Lubis, Y. F. A. (2022). Analisis Klasifikasi Mobil Pada Gardu Tol Otomatis (GTO) Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Explorer*, 2(2), 54–60. <https://doi.org/10.47065/Explorer.V2i2.286>

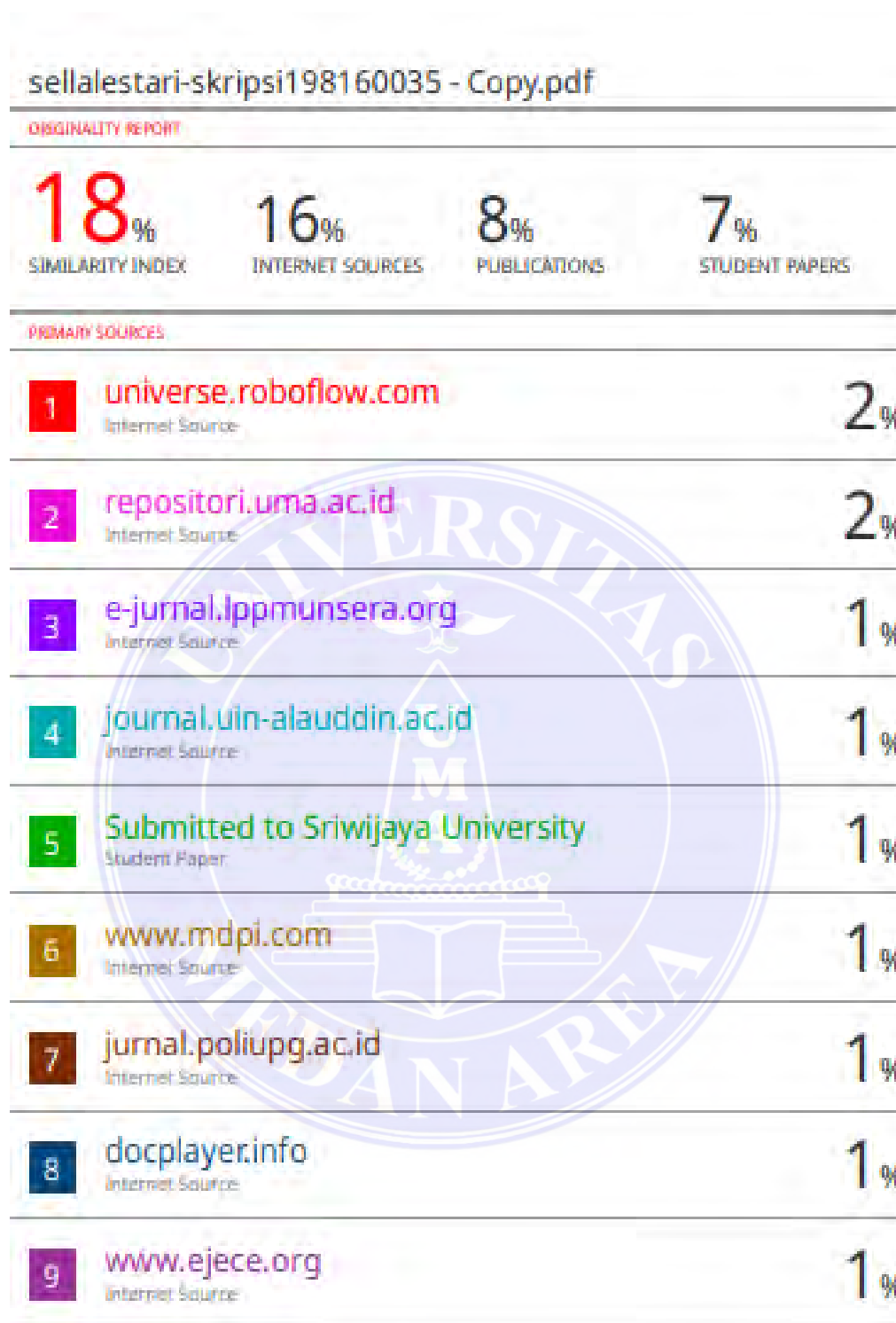
Umri, B. K., & Delica, V. (2021). Penerapan Transfer Learning Pada Convolutional Neural Networks Dalam Deteksi Covid-19. *Jnanaloka*, 9–17. <https://doi.org/10.36802/Jnanaloka.2021.V2-No2-9-17>

Utami, F. M., Magdalena, R., & Saidah, S. (2022). Deteksi Jenis Kulit Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur Mobilenet Detection Of Facial Skin Type Classification Using Convolutional Neural Network With Mobilenet Architecture. 8(6), 2897–2903.

Winnarto, M. N. (2021). Penerapan Arsitektur Mobilenetv2 Pada Klasifikasi Penyakit Daun Teh.

Zer, P. P. P. A. N. W. F. I. R. H., Tambunan, F. N., Rosnelly, R., & Wanayumini. (2023). Comparison Of Tomato Leaf Disease Classification Accuracy Using Support Vector Machine And K-Nearest Neighbor Methods. *Sinkron*, 8(2), 939–947. <https://doi.org/10.33395/Sinkron.V8i2.12195>

Zhu, W., Xie, L., Han, J., & Guo, X. (2020). The Application Of Deep Learning In Cancer Prognosis Prediction. *Cancers*, 12(3), 1–19. <https://doi.org/10.3390/Cancers12030603>





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 Setiabudi 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 : 681/FT.6/01.10/IX/2023
Lamp : -
Hal : **Perubahan Judul Tugas Akhir**

20 September 2023

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

Dengan hormat, Sehubungan dengan adanya perubahan judul tugas akhir maka perlu diterbitkan kembali SK Pembimbing Skripsi baru atas nama mahasiswa tersebut :

N a m a : Sella Lestari
N P M : 198160035
Jurusan : Teknik Informatika

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :

Muhathir, ST, M. Kom (Sebagai Pembimbing)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

“Analisis Arsitektur *Mobile Net* pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat”.

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. Rahmad Syafi, S. Kom, M. Kom



UNIVERSITAS MEDAN AREA

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, 7366878, 7364348 📠 (061) 7368012 Medan 20223
Kampus II : Jalan Seliabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 8225602 📠 (061) 8226331 Medan 20122
Website: www.uma.ac.id E-Mail: univ_medanarea@uma.ac.id

SURAT KETERANGAN

Nomor : 65 /UMA/B/01.7/1/2024

Rektor Universitas Medan Area dengan ini menerangkan bahwa :

Nama : Sella Lestari
No.Pokok Mahasiswa : 198160035
Fakultas : Teknik
Program Studi : Teknik Informatika

Benar telah selesai Pengambilan Data Tugas Akhir di Laboratorium Komputer Universitas Medan Area dengan Judul Skripsi “Analisis Arsitektur Mobile Net Pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat”.

Dan kami harapkan Data tersebut kiranya dapat membantu yang bersangkutan dalam penyusunan skripsi dan dapat bermanfaat bagi mahasiswa khususnya Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Demikian surat ini diterbitkan untuk dapat digunakan seperlunya

Medan, 31 Januari 2024.

an Rektor

Wakil Rektor Bidang Mutu SDM & Perekonomian,



Dr. Ir. Suswati, MP

CC:

- Arsip

- ```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import random
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Flatten, Dense,
GlobalAveragePooling2D
from tensorflow.keras.optimizers import Adam, SGD
from tensorflow.keras.preprocessing import image_dataset_from_directory
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint,
LearningRateScheduler
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
from tensorflow.keras import metrics

from tensorflow.keras.models import load_model
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report,
accuracy_score
import seaborn as sns

from IPython.display import clear_output
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

print('Library Loaded...')
print('Versi Tensorflow :', tf.__version__)
```
- ```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```
- ```
import os

Path ke folder utama di Google Drive
drive_path = '/content/drive/My Drive/'

Nama folder utama
main_folder = 'tomato'

Path ke folder train, val, dan test
train_folder = os.path.join(drive_path, main_folder, 'train')
val_folder = os.path.join(drive_path, main_folder, 'val')
test_folder = os.path.join(drive_path, main_folder, 'Testing')
```

```

List file dan folder dalam setiap direktori
train_files = os.listdir(train_folder)
val_files = os.listdir(val_folder)
test_files = os.listdir(test_folder)

Tampilkan isi folder
print(f'Isi folder 'train': {train_files}')
print(f'Isi folder 'val': {val_files}')
print(f'Isi folder 'test': {test_files}')

• # Training & Validation generator + Augmentation
train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255, # Scaling
pixel value
rotation_range=20, # Rotate image from 0 to 20
degrees
width_shift_range=0.2,
height_shift_range=0.2,
shear_range=0.2,
zoom_range=0.2, # Zoom in or zoom out
range
horizontal_flip=True, # Flip image horizontally
fill_mode='nearest')

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(train_folder,
target_size=(224,224),
color_mode='rgb',
shuffle=True,
class_mode='categorical')

val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255, # Scaling pixel
value
rotation_range=20, # Rotate image from 0 to 20
degrees
width_shift_range=0.2,
height_shift_range=0.2,
shear_range=0.2,
zoom_range=0.2, # Zoom in or zoom out
range
horizontal_flip=True, # Flip image horizontally
fill_mode='nearest')

val_generator = val_datagen.flow_from_directory(val_folder,
target_size=(224,224),
color_mode='rgb',
shuffle=True,

```

```
class_mode='categorical')

Test Generator - Augmentation
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

test_generator = test_datagen.flow_from_directory(test_folder,
 target_size=(224,224),
 color_mode='rgb',
 batch_size=32,
 # shuffle=True,
 class_mode='categorical')
```

- from tensorflow.keras.applications.mobilenet import MobileNet

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

pre trained model MobileNetV1 dibuat jadi non trainable
for layer in base_model_mobilenet.layers:
 layer.trainable = False
```

- # Create model

```
Inisialisai model jadi sequential
model_mobilenetV1_ori = Sequential()

Feature Extractor Layer

model_mobilenetV1_ori.add(base_model_mobilenet) # add the convolutional
base model MobileNetV1

model_mobilenetV1_ori.add(GlobalAveragePooling2D())

output layer

model_mobilenetV1_ori.add(Dense(10,activation='softmax'))

print model summary
```

```
model_mobilenetV1_ori.summary()
```

- mobilenet = model\_mobilenetV1\_ori

```
batch_size = 32
```

```
num_epochs = 10
```

```
compile model
```

```
mobilenet.compile(loss='categorical_crossentropy',
```

```
optimizer=Adam(),
```

```
metrics=['accuracy'])
```

```
checkpoint = ModelCheckpoint("/content/drive/My Drive/tomato/modelv1_terbaik.h5", monitor='val_accuracy', save_best_only=True, mode='max')
```

```
fitting model (training model arsitektur yang sudah dibuat)
```

```
hist_mobilenetV1_ori_skenario1 = mobilenet.fit(train_generator,
```

```
steps_per_epoch=train_generator.samples
```

```
// batch_size,
```

```
epochs=num_epochs,
```

```
validation_data=val_generator,
```

```
validation_steps=val_generator.samples //
```

```
batch_size,
```

```
callbacks=[checkpoint])
```

- # menampilkan grafik akurasi model

```
train_accuracy = hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['accuracy']
```

```
val_accuracy = hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['val_accuracy']
```

```
train_loss = hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['loss']
```

```
val_loss = hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['val_loss']
```

```
plt.figure(figsize=(12, 6))
```

```
plt.subplot(1, 2, 1)

plt.plot(hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['accuracy'], label='MobileNet
Training Accuracy')

plt.plot(hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['val_accuracy'],
label='MobileNet Validation Accuracy')

plt.title('Training and Validation Accuracy')

plt.xlabel('Epoch')

plt.ylabel('Accuracy')

plt.legend()

plt.subplot(1, 2, 2)

plt.plot(hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['loss'], label='MobileNet
Training Loss')

plt.plot(hist_mobilenetV1_ori_skenario1.history['val_loss'], label='MobileNet
Validation Loss')

plt.title('Training and Validation Loss')

plt.xlabel('Epoch')

plt.ylabel('Loss')

plt.legend()

plt.tight_layout()

plt.show()
```

- batch\_size=32  
target\_size=(224,224)  
test\_path = '/content/drive/My Drive/tomato/Testing'
- ```
test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    test_path,
```



```
        target_size=target_size,
        batch_size=batch_size,
        class_mode=None,
        shuffle=False)

test_generator.reset()

# Calling the saved model for making predictions

model_klasifikasi = load_model("/content/drive/My
Drive/tomato/modelv1_terbaik.h5")

test_labels = test_generator.classes
pred = model_klasifikasi.predict(test_generator, verbose=1)
predictions=np.argmax(pred,axis=1)

cm = confusion_matrix(test_labels, predictions)
plt.figure(figsize=(8, 6))

classes = sorted(test_generator.class_indices.keys(), key=lambda x:
test_generator.class_indices[x])

sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues', xticklabels=classes,
yticklabels=classes)
plt.xlabel('Predicted Labels')
plt.ylabel('True Labels')
plt.title('Confusion Matrix')
plt.show()

cr = classification_report(test_labels, predictions, digits=4)

print(cr)
```