IDENTIFIKASI PENYAKIT DOWNY MILDEW DAN WATERMELON MOSAIC VIRUS PADA TANAMAN SEMANGKA DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SSD MOBILENET V2 BERBASIS MOBILE

SKRIPSI

FAKHRI RIZHA ANANDA 171402043



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2024

IDENTIFIKASI PENYAKIT *DOWNY MILDEW* DAN *WATERMELON MOSAIC VIRUS* PADA TANAMAN SEMANGKA DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *SSD MOBILENET V2*BERBASIS *MOBILE*

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah Sarjana Teknologi Informasi

> FAKHRI RIZHA ANANDA 171402043



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

MEDAN

2024

i

PERSETUJUAN

Judul : IDENTIFIKASI PENYAKIT DOWNY

MILDEW DAN WATERMELON MOSAIC

VIRUS PADA TANAMAN SEMANGKA

DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA

SSD MOBILENET V2 BERBASIS MOBILE

Kategori : SKRIPSI

Nama : FAKHRI RIZHA ANANDA

Nomor Induk Mahasiswa : 171402043

Program Studi : SARJANA (S-1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN

TEKNOLOGI INFORMASI

Medan, 10 Juli 2024 Komisi Pembimbing:

Pembimbing 2,

Pembimbing 1,

Ivan Jaya S.Si., M.Kom.

NIP. 198407072015041001

Dr. Romi Fadillah Rahmat B.Comp.Sc., M.Sc.

NIP. 198603032010121004

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi

Ketua,

Dedy NIP.

PERNYATAAN

IDENTIFIKASI PENYAKIT *DOWNY MILDEW* DAN *WATERMELON MOSAIC VIRUS* PADA TANAMAN SEMANGKA DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *SSD MOBILENET V2*BERBASIS *MOBILE*

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, Juli 2024

Fakhri Rizha Ananda 171402043

UCAPAN TERIMAKASIH

Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT, Tuhan Yang Maha Esa, karena berkat rahmat dan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer, pada Program Studi S1 Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

Dalam proses untuk menyelesaikan skripsi ini, penulisan telah banyak mendapatkan berbagai bimbingan, dukungan, maupun bantuan dan disertai doa dari berbagai pihak. Adapun dengan hal ini penulis ingin mengucapkan terima kasih dan penghormatan kepada:

- 1. Diri penulis, yang telah berjuang dan tetap teguh dan semangat, baik untuk memotivasi diri sendiri dan tidak menyerah dalam pengerjaan skripsi ini sehingga akhirnya dapat dilalui.
- Orangtua Tercinta, Bapak Didi Irawan dan Ibu Kurniati, yang telah memberikan banyak kasih sayang, serta doa dan dukungan sejak usia dini hingga beranjak ke pendidikan tinggi, begitu juga adik penulis yaitu Irsyad Dwi Kurniawan.
- 3. Keluarga Besar penulis yang telah memberikan doa serta dukungan kepada penulis.
- 4. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia B.Sc., M.Sc. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologin Informasi Universitas Sumatera Utara.
- Bapak Dedy Arisandi S.T., M.Kom. selaku Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara
- 6. Bapak Ivan Jaya S.Si, M.Kom. selaku Sekretaris Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 7. Bapak Dr. Romi Fadillah Rahmat B.Comp.Sc., M.Sc. selaku dosen pembimbing pertama penulis yang telah banyak membantu dan membimbing penulis dalam penelitian dan penulisan skripsi ini.

- 8. Bapak Ivan Jaya S.Si, M.Kom. selaku dosen pembimbing kedua penulis yang telah banyak membantu dan membimbing penulis dalam penelitian dan penulisan skripsi ini.
- 9. Bapak Dedy Arisandi ST., M.Kom selaku dosen pembanding pertama penulis yang telah memberikan masukan dan saran dalam penyempurnaan penulisan skripsi ini.
- 10. Ibu Fanindia Purnamasari S.TI., M.IT selaku dosen pembanding kedua penulis yang telah memberikan masukan dan saran dalam penyempurnaan penulisan skripsi ini.
- 11. Seluruh staff dan civitas academica dalam lingkungan Fasilkom-TI USU yang membantu penulis selama masa perkuliahan.
- 12. Teman-teman dekat penulis yaitu Ammar, Rizal, dan Alvinza yang telah membersamai penulis sejak SMP hingga sekarang.
- 13. Teman-teman FRABS yaitu Fahmi, Faisal, Fakur, Bagus, Jon, Jalo, Syofie, Ratih, Nisa, dan Sisi yang banyak memberikan dukungan kepada penulis dalam penyelesaian skripsi ini.
- 14. Teman-teman semasa perkuliahan penulis yakni Jackie, Dinul, Muharriz, Ibnu, Rafif, Rizki Fatihah, Baskoro, Ali, dan Baihaqi yang telah membantu dan mendukung serta memberikan semangat dalam masa perkuliahan.
- 15. Teman-teman di Pemerintahan Mahasiswa periode 2019/2020 yang telah banyak membantu dalam penyelesaian skripsi penulis.
- 16. Teman-teman di HIMATIF-USU yang telah banyak membantu dalam penyelesaian skripsi penulis.
- 17. Teman-teman di Information Technology Laboratory Group (ITLG) USU.
- 18. Keluarga Teknologi Informasi Angkatan 2017 Fasilkom-TI USU yang telah membersamai penulis semasa kuliah.
- 19. Teman-teman SMA Negeri 13 Medan yang telah membersamai masa-masa SMA penulis.
- 20. Teman-teman SMP Negeri 2 Medan yang telah menemani penulis di masa SMP.

21. Teman-teman SD Al-Azhar Medan yang memberikan doa dan dukungan di masa Sekolah Dasar penulis.

22. Kepada abang, kakak, adik, serta rekan lainnya yang ikut serta dalam mendukung penulis untuk menyelesaikan penulisan skripsi ini.

Penulis sadar bahwa masih banyak terdapat kekurangan dalam penulisan dan perancangan skripsi ini, oleh karenanya penulis berharap dapat diberikan kritik ataupun saran yang konstruktif dalam menyempurnakan skripsi ini.

Medan, Juni 2024

Penulis

IDENTIFIKASI PENYAKIT DOWNY MILDEW DAN WATERMELON MOSAIC VIRUS PADA TANAMAN SEMANGKA DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SSD MOBILENET V2 BERBASIS MOBILE

ABSTRAK

Semangka (*Citrullus lanatus*) adalah salah satu jenis komoditas buah dengan produksi tinggi di Indonesia. Dalam proses pembudidayaan buah semangka, ada beberapa penyakit yang lazim menyerang tanaman semangka, diantarnya adalah *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*. Penyakit ini memiliki gejala awal yang mirip, yakni terdapat bercak putih di sekujur daun, meskipun disebabkan oleh dua hal yang berbeda, yaitu Jamur dan Virus. Penyakit ini dapat dilihat dari bentuk dan wanra pada daun semangka. Gejala awal pada kedua penyakit tersebut yakni bercak putih di sekujur daun. Pengujian dilakukan dengan menggunakan citra daun semangka yang bersumber dari set data *public Kaggle*. Hasilnya menunjukkan bahwa *SSD MobileNet V2* menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, dimana ratarata akurasi keseluruhan mencapai 91.6%. Metode dalam aplikasi ini memiliki potensi untuk diterapkan dalam industri pertanian semangka guna mendeteksi sejak dini penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*.

Kata Kunci: Identifikasi penyakit semangka, *Downy Mildew*, *Watermelon Mosaic Virus*, *SSD MobileNet V2*, *Charleston Grey*

IDENTIFICATION OF DOWNY MILDEW AND WATERMELON MOSAIC VIRUS DISEASE ON WATERMELON PLANT WITH MOBILE-BASED SSD MOBILENET V2 ALGORITHM

ABSTRACT

Watermelon (Citrullus lanatus) is a type of fruit commodity with high production in Indonesia. In the process of cultivating watermelon, there are several diseases that commonly attack watermelon plants, including Downy Mildew and Watermelon Mosaic Virus. This disease has similar initial symptoms, namely white spots all over the leaves, although it is caused by two different things, namely fungi and viruses. This disease can be seen from the shape and color of the watermelon leaves. The initial symptoms of both diseases are white spots all over the leaves. Testing was carried out using images of watermelon leaves sourced from the public Kaggle data set. The results show that the MobileNet V2 SSD produces a high level of accuracy, where the overall accuracy average reaches 91.6%. The method in this application has the potential to be applied in the watermelon farming industry to detect early Downy Mildew and Watermelon Mosaic Virus diseases.

Keywords: Watermelon diseases identification, downy mildew, watermelon mosaic virus, SSD MobileNet V2, Charleston Gray

DAFTAR ISI

PERSETU	JUAN	i
PERNYAT	ΓΑΑΝ	ii
UCAPAN	TERIMAKASIH	iii
ABSTRAK	X .	vi
ABSTRAC	T	vii
DAFTAR	ISI	viii
DAFTAR	TABEL	X
DAFTAR	GAMBAR	xi
BAB 1 PE	NDAHULUAN	1
1.1 La	atar Belakang	1
1.2 Rt	umusan Masalah	3
1.3 Ba	atasan Masalah	4
1.4 Tu	ujuan Penelitian	4
1.5 M	anfaat Penelitian	4
1.6 M	etodologi Penelitian	5
1.7 Si	stematika Penulisan	6
BAB 2 LA	NDASAN TEORI	8
2.1 Se	emangka	8
2.2 Je	nis Penyakit Semangka	8
2.2.1	Semangka	8
2.2.2	Downy Mildew	9
2.2.3	Watermelon Mosaic Virus	10
2.3 Pe	engolahan Citra	10
2.3.1	Google Colabolatory	11
2.3.2	Tensorflow	12
2.3.3	Deteksi Objek	12
2.3.4	MobileNet	13
2.3.5	SSD (Single Shot Multibox Detector)	14
2.3.6	SSD-MobileNet	14
2.4 Ci	itra	14
2.4.1	RGB Image	15
2.4.2	Grayscale Image	15
2.4.3	Binary Image	15

2.5 Pe	enelitian Terdahulu	16
BAB 3 AN	ALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	21
3.1 D	ata yang Digunakan	21
3.2 A	rsitektur Umum	22
3.2.1	Image Acquisition	23
3.2.2	Image Preprocessing	24
3.2.	2.1 Augmentation	24
3.2.	2.2 Resizing	24
3.2.	2.3 Labeling	25
3.2.	2.4 Convert TFRecord	25
3.2.3	Image Identification	26
3.2.	3.1 Extract Feature Maps	26
3.2.	3.2 Convolution Filters	28
3.2.4	Learned Model	28
3.2.5	TFLite Model	29
3.2.6	Proses Training	30
3.2.7	Proses Testing	32
3.2.8	Output	32
$3.3 ext{ } F$	lowchart Sistem	32
3.4 Po	erancangan Antarmuka	33
BAB 4 IM	PLEMENTASI DAN PENGUJIAN	33
4.1 In	nplementasi Sistem	33
4.1.1	Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	33
4.1.2	Implementasi Data	33
4.1.3	Implementasi Antarmuka	34
4.2 Pr	osedur Operasional	35
4.3 Po	engujian Sistem	36
BAB 5 KE	SIMPULAN DAN SARAN	48
5.1 Kesi	mpulan	48
5.2 Sara	n	48
DAFTAR	PUSTAKA	50

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	18
Tabel 3. 1 Jumlah data pelatihan dan data pengujian	22
Tabel 4. 1 Hasil Pengujian	36
Tabel 4. 2 Confusion Matrix	46
Tabel 4. 3 Nilai TP, FP dan FN dari Tanaman Semangka	47
Tabel 4. 4 Nilai <i>Precision</i> , <i>Recall</i> dan <i>F1-Score</i>	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Semangka Charleston Gray (id.chinavegetableseeds.com)	9
Gambar 2. 2 Daun Yang Terserang Downy Mildew	9
Gambar 2. 3 Daun Yang Terserang Mosaic Virus	. 10
Gambar 2. 4 Posisi Kordinat Citra (www.agussetiawanpcd.wordpress.com)	. 11
Gambar 2. 5 Arsitektur MobileNet (www.researchgate.com)	. 13
Gambar 3. 1 Data Daun Semangka (www.depositphotos.com)	. 21
Gambar 3. 2 Arsitektur Umum	. 23
Gambar 3. 3 Foto Asli (Kiri), 4 Objek Prediksi Tiap Sel atau Lokasi (Kanan)	. 28
Gambar 3. 4 Flowchart System	. 33
Gambar 3. 5 Rancangan Antarmuka Aplikasi	. 34
Gambar 4. 1 Data Citra Daun Semangka	. 34
Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Identifikasi	. 35
Gambar 4. 3 Prosedur Operasional	. 35

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah salah satu dari beberapa negara yang berlokasi di garis lintang khatulistiwa. Hal inilah yang membuat Indonesia memiliki iklim tropis. Wilayah yang memiliki iklim tropis pada umumnya mendapatkan sinar matahari sepanjang waktu. Semangka (*Citrullus lanatus*), merupakan salah satu buah dari tanaman yang yang tumbuh dengan baik di daerah tropis maupun subtropis, dan juga memiliki masa panen yang cukup singkat, yakni hanya 6 bulan (Puspitasari et al., 2014).

Buah semangka merupakan satu dari sekian banyak buah yang lazim dikonsumsi masyarakat Indonesia dikarenakan cita rasa yang manis, disertai dengan banyaknya kandungan air. Semangka umumnya dikonsumsi dengan dimakan segar ataupun diolah menjadi jus. Semangka adalah buah yang tidak mengandung lemak karena kadar gulanya terbatas, tetapi kaya akan air. Air dan kalium dalam semangka penuh dengan antioksidan dan vitamin C. Buah ini juga mengandung sitrullin dan karotenoid yang memiliki likopen sebagai antioksidan untuk melawan radikal bebas. (Daniel, 2016).

Menurut data yang dikumpulkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS), jumlah semangka yang di produksi di Indonesia sejumlah 414.242 ton pada tahun 2021. Jumlah ini cenderung menurun 26,07% jika dilihat dari produksi pada setahun sebelumnya yakni sebesar 560.317. Jumlah produksi semangka juga mengalami fluktuasi dalam 10 tahun belakang, dengan produksi tertinggi sebesar 653.995 ton pada 2014 dan terendah sebanyak 414.242 pada 2021.

Dari segi budidaya, menangani semangka ternyata tidaklah mudah. Hampir semua petani yang menanam buah musiman ini selalu menghadapi tantangan, seperti penyakit dan juga serangan hama. Kurangnya pengetahuan petani mengenai berbagai jenis penyakit semangka juga turut menjadi salah satu masalah utama di

lapangan, yang seringkali mengakibatkan diagnosa yang kurang tepat dan penanganan yang terlambat terhadap tanaman yang terinfeksi (Handayani, 2017).

Penyakit pada tanaman semangka dapat berasal dari banyak sumber, yaitu jamur, bakteri, serangga, nematoda, maupun virus. Secara umum, penyakit pada tanaman semangka dapat teridentifikasi lebih awal pada bagian daun, meskipun beberapa dari penyakit tersebut dapat menunjukkan gejala pada bagian tanaman lainnya, baik pada tangkai maupun buah.

Penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* (WMV) merupakan salah satu penyakit yang cukup sering menjangkit tanaman semangka. Kedua penyakit ini juga memiliki karakteristik atau gejala yang hampir sama pada tahap awal, yang ditandai dengan bercak-bercak putih pada sekujur daun.

Mariana (2019) dengan judul "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Tanaman Semangka Menggunakan Metode *Certainty Factor*" mendapati bahwa dari 11 responden yang terdiri dari 10 petani dan 1 orang pakar, yang menghasilkan kesimpulan bahwa 97% petani setuju dan 3% kurang setuju, sedangkan pakar menghasilkan 100% persetujuan. Penelitian ini menggunakan 10 penyakit dengan total 26 gejala sebagai sumber data.

Handayani et al. (2017) dengan judul "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Semangka Menggunakan Metode *Dempster Shafer* Berbasis *Web*" dengan menganalisis 9 penyakit pada tanaman semangka dengan total 35 gejala mendapati bahwa uji sistem pakar menunjukkan bahwa dari total 21 data uji terdapat persentase 86%. Kemudian dari hasil kuesioner, didapati bahwa 75% *user* setuju aplikasi dibuat sesuai kebutuhan, 72.73% setuju aplikasi dapat mendeteksi penyakit dalam waktu singkat, 87.1% setuju bahwa gejala pada basis data sudah sesuai, 66.7% sangat setuju bahwa aplikasi mempermudah *user* dalam mengidentifikasi penyakit, 87.1% setuju aplikasi menghasilkan diagnosa yang akurat.

Kemudian penelitian yang dilakukan Arora et al. (2024) membuat sebuah sistem untuk mengevaluasi tingkat keseriusan WMV (*Watermelon Mosaic Virus*) pada semangka dengan menggunakan algoritma *Hybrid RNN* dan *Random Forest*. Penelitian dilakukan dengan menggabungkan kedua model tersebut dan

menghasilkan 99.8% hasil yang baik dari total lebih dari 16.000 gambar dengan tingat WMV yang berbeda-beda.

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan Banerjee et al. (2023) menggunakan algoritma CNN dan *SVM-based model* dalam klasifikasi penyakit pada semangka. Ada total 8 penyakit semangka yang akan diprediksi oleh model ini, yaitu *Bacterial Fruit Blotch*, *Anthracnose*, *Gummy Rope Blight*, dan lainnya. Kedelapan penyakit tersebut menggunakan daun semangka sebagai objek utama dalam pembuatan modelnya. Hasil yang didapati bahwa model ini memiliki *micro-average precision* sebesar 76% dan *weighting-average precision* sebesar 70.26%.

Penelitian yang dilakukan Chan et al. (2022) membuat sebuah sistem untuk deteksi wajah dengan menggunakan *SSD MobileNet V2* dan *Geometrical Algorithm*. Algoritma ini terbukti unggul dengan tingkat akurasi 91.5% dibandingkan *OpenCV*, namun masih kurang akurat dibandingkan algoritma unggul lainnya untuk deteksi wajah seperti MTCNN dan Dlib. Meskipun begitu, *SSD MobileNet V2* terbukti untuk membantu mengurangi tingkat *over-detection* dan *misdetection*.

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan Alfarizi et al. (2023) membuat sistem deteksi *realtime* untuk mengenali kucing dalam sebuah sistem pengusir kucing dengan menggunakan algoritma *SSD MobileNet V2* dengan tingkat keberhasilan sebesar 82%. Meskipun begitu, faktor-faktor alamiah seperti jarak, kecerahan, dan resolusi kamera dapat mempengaruhi keakuratan model tersebut.

Oleh karena itu, penulis melakukan sebuah penelitian dengan judul: "IDENTIFIKASI PENYAKIT *DOWNY MILDEW* DAN *WATERMELON MOSAIC VIRUS* PADA TANAMAN SEMANGKA DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *SSD MOBILENET V2* BERBASIS *MOBILE*".

1.2 Rumusan Masalah

Sebagai salah satu komoditas buah yang lazim dikonsumsi masyarakat di Indonesia, semangka memiliki beberapa permasalahan dalam proses budidayanya, salah satunya adalah penyakit. Beberapa penyakit pada tanaman ini juga kerap mempengaruhi kualitas dan kuantitas produksi semangka di Indonesia. Salah satu dari sekian penyakit yang kerap kali menyerang tanaman semangka adalah *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*. Kedua penyakit ini pada tahap awal memiliki karakteristik dan gejala yang mirip, yakni terdapat bercak putih di sekujur daun, meskipun disebabkan oleh hal yang berbeda. Akibatnya, beberapa petani salah melakukan tindakan pencegahan yang akhirnya bisa mengurangi kualitas dan jumlah hasil panen. Oleh karena itu, agar petani lebih mudah dalam mengenali perbedaan penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* pada tanaman semangka, diperlukan suatu sistem yang dapat mengidentifikasi dan mengenali penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* pada tanaman semangka dengan akurat, agar dapat membantu petani semangka dalam meningkatkan kualitas dan kuantitas produksi semangka di Indonesia.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini antara lain:

- 1. Varian semangka yang digunakan adalah semangka jenis hibrida yakni *Charleston Gray*.
- 2. Penyakit yang digunakan pada penelitian ini adalah *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic* Virus.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini berguna untuk mengidentifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* pada tanaman semangka dengan menggunakan algoritma *SSD MobileNet V2*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penilitian ini yaitu:

1. Memberikan informasi kepada masyarakat terutama petani semangka tentang bagaimana mengidentifikasi penyakit pada tanaman semangka.

- 2. Mengetahui hasil identifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* dengan mengunakan algoritma *SSD MobileNet V2*.
- 3. Dapat menjadi referensi pada penelitian bidang *Image Processing*, khususnya dalam penerapan.

1.6 Metodologi Penelitian

Tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini untuk mencapai tujuan penelitian meliputi:

1. Studi Pustaka dan Literatur

Studi literatur ini dilakukan pada tahap awal penelitian dengan mengumpulkan informasi dari penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* serta metode dan teknologi yang telah digunakan sebelumnya untuk mengidentifikasi penyakit ini, kemudian mengkaji algoritma *SSD MobileNet V2* dan implementasinya dalam deteksi objek pada aplikasi *mobile* yang diperoleh dengan mengumpulkan bahan dari jurnal, skripsi, artikel, buku, panduan dan sumber referensi lainnya.

2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data citra daun semangka yang terinfeksi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* dari berbagai sumber, termasuk foto lapangan maupun *database* publik, kemudian mengklasifikan dan memberikan label pada data citra berdasarkan jenis penyakit yang teridentifikasi.

3. Pengembangan Model

Setelah dilakukan pengumpulan data, tahap selanjutnya adalah pengembangan model. Model dilatih dengan menggunakan *dataset* yang telah dikumpulkan dan diberi label, kemudian dilakukan validasi dan pengujian model untuk memastikan tingkat akurasi yang diinginkan.

4. Pengembangan Aplikasi

Tahapan selanjutnya setelah model berhasil dikembangkan dan dilatih adalah mengembangkan aplikasi *mobile* dan mengintegrasikannya dengan model yang telah dikembangkan sebelumnya ke dalam aplikasi *mobile*.

5. Uji Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan aplikasi *mobile* yang telah dikembangkan untuk mendeteksi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* pada tanaman semangka.

6. Evaluasi dan Analisia

Selanjutnya, pada tahap ini akan dilakukan proses penilaian tingkat akurasi, efisiensi, dan kecepatan deteksi aplikasi *mobile* serta menganalisa faktorfaktor alamiah seperti jarak, kecerahan, dan resolusi kamera terhadap keakuratan deteksi penyakit.

7. Dokumentasi

Ini adalah tahap terakhir dari seluruh proses penelitian. Pada tahap ini, laporan disusun dan kesimpulan diambil berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dari skripsi ini terdiri data lima bagian utama sebagai berikut:

BAB 1: PENDAHULUAN

Pada bab pendahuluan, tentang hal - hal yang dibahas yaitu latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Bab ini berisikan teori-teori atau istilah-istilah yang digunakan untuk memahami permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini. Seperti pengertian *Computer Vision, Image Processing, SSD-MobileNet* dan teori lainnya yang terkait dalam penelitian ini.

BAB 3: ANALISIS DAN PERANCANGAN

Pada bab analisis dan perancangan, akan dijabarkan mengenai arsitektur umum penelitian, bagaimana proses *pre-processing* yang dilakukan, tahap *training* dan *testing* data dan metode *SSD-MobileNet*.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Di bab ini, akan dijelaskan penerapan dan pembahasan dari desain aplikasi yang telah dibuat pada bab 3. Hasil pengujian dan implementasi aplikasi juga akan dijelaskan di sini.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan dan ringkasan dari desain yang dibahas pada bab 3 serta hasil penelitian yang dijelaskan pada bab 4. Selain itu, bab ini juga menyertakan saran-saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Semangka

Semangka, yang termasuk dalam keluarga *Cucurbitaceae* (labu-labuan), memiliki tekstur renyah dan berair serta banyak manfaat bagi tubuh. Beberapa manfaat semangka antara lain melindungi jantung, memperlancar pengeluaran *urine*, dan menjaga kesehatan kulit. Selain sebagai penghilang dahaga, semangka juga berfungsi sebagai antioksidan yang baik. (Tahir et al., 2016).

Dengan banyaknya manfaat yang dapat diperoleh dari buah berbentuk bulat ini semangka tidak heran banyak orang yang membudidayakan semangka sebagai komoditas bahan dagang yang sering diperjual belikan di dalam masyarakat umum, namun penanganan semangka ternyata tidaklah mudah, setiap petani yang menanam buah musiman ini selalu menghadapi kendala, terutama serangan penyakit, semangka membutuhkan cukup banyak perhatian khusus untuk dibudidaya dan rentan terkena penyakit.

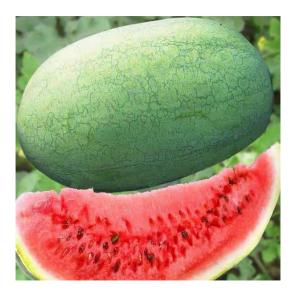
Beberapa faktor dapat menyebabkan terhambatnya produksi semangka. Salah satu faktor tersebut adalah keasaman tanah (pH) tanah (5.6-8), pengalaman dan kemampuan petani dalam mengolah lahan untuk ditanami semangka seperti pemilihan benih, jarak tanam (Silva Junior et al., 2023), pupuk, dan penggunaan pestisida serta polinasi, hama dan penyakit seperti layu fusarium, antraknosa, dan juga virus (Damicone et al., 2007), serta suplai air dan lahan yang digunakan. (Tunde, 2019).

2.2 Jenis Penyakit Semangka

2.2.1 Semangka

Daun semangka sehat merupakan jenis daun yang sehat tanpa teridentifikasi memiliki penyakit dan bercak terkena parasit. Semangka yang digunakan pada penelitian ini adalah semangka jenis hibrida dengan nama *Charleston Gray*.

Selanjutnya, pada penelitian ini penyakit yang akan dideteksi adalah *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*.



Gambar 2. 1 Semangka *Charleston Gray (id.chinavegetableseeds.com)*

2.2.2 Downy Mildew

Downy Mildew merupakan penyakit pada daun semangka yang diakibatkan jamur cendawan pseudoperonospora cubensis. Munculnya bintik atau bercak pada bagian atas daun merupakan salah satu gejala awal sebuah tanaman semangka terkena penyakit ini, bintik atau bercak dapat berwarna biru pucat, keunguan, kekuningan, maupun tergantung jenis tanaman yang diserang.



Gambar 2. 2 Daun Yang Terserang Downy Mildew

2.2.3 Watermelon Mosaic Virus

Watermelon Mosaic Virus merupakan penyakit pada daun semangka yang diakibatkan oleh serangan virus mosaic semangka. Virus ini dapat menyebar melalui berbagai cara, termasuk vektor (terutama kutu daun) atau kontak fisik dengan seseorang atau alat, namun tidak melalui benih, karena virus ini tidak menyebar lewat benih. Kutu daun mendapatkan virus ini saat mengisap getah dan dapat menyebarkannya secara terus menerus selama beberapa jam setelah terinfeksi.

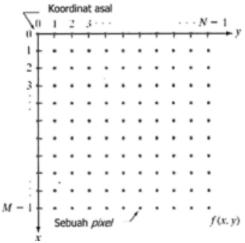


Gambar 2. 3 Daun Yang Terserang Mosaic Virus

2.3 Pengolahan Citra

Pengolahan citra (*Image Processing*) merupakan ilmu yang melakukan olahan citra berdasarkan input maupun output. Output dari pengolahan citra bisa berupa gambar atau sekumpulan karakteristik dan parameter yang berkaitan dengan gambar tersebut. Secara umum, istilah pengolahan citra digital didefinisikan sebagai pemrosesan gambar dua dimensi menggunakan komputer. Dalam definisi yang lebih luas, pengolahan citra digital juga mencakup semua data dua dimensi. Pengolahan citra digital adalah disiplin ilmu yang mempelajari berbagai aspek terkait peningkatan kualitas gambar (seperti peningkatan kontras, transformasi warna, dan restorasi gambar), transformasi gambar (seperti rotasi, translasi, skala, dan transformasi geometris), pemilihan fitur gambar yang optimal untuk analisis,

ekstraksi informasi atau deskripsi objek serta pengenalan objek dalam gambar, serta kompresi atau reduksi data untuk penyimpanan, transmisi, dan pemrosesan data. Input dari pengolahan citra adalah gambar, sedangkan outputnya adalah gambar hasil pengolahan. (Avif, 2019).



Gambar 2. 4 Posisi Kordinat Citra (www.agussetiawanpcd.wordpress.com)

2.3.1 Google Colabolatory

Google Colaboratory adalah platform yang terinspirasi dari Jupyter Notebooks. Jupyter Notebooks adalah alat open source berbasis browser yang menggabungkan bahasa pemrograman, pustaka, dan alat visualisasi. Jupyter Notebooks dapat berfungsi baik secara lokal maupun di cloud. Setiap dokumen terdiri dari beberapa sel yang berisi skrip atau kode markdown, dengan output yang disematkan dalam dokumen tersebut. Jenis output mencakup teks, tabel, grafik, dan diagram. Google Colaboratory adalah proyek yang bertujuan untuk mendemokratisasikan pendidikan dan penelitian dalam pembelajaran mesin. Notebook Colab didasarkan pada Jupyter dan digunakan seperti Google Documents, memungkinkan notebook untuk dibagikan dan pengguna dapat berkolaborasi pada notebook yang sama.

Colab menyediakan runtime Python 3 dan R yang telah dikonfigurasi sebelumnya dengan pustaka pembelajaran mesin dan AI seperti TensorFlow, Matplotlib, dan Keras. *Virtual Machine* (VM) di bawah runtime akan dinonaktifkan setelah jangka waktu tertentu, sehingga semua data dan konfigurasi pengguna akan

hilang. Namun, notebook memungkinkan transfer file dari hard disk VM ke akun Google Drive pengguna. Layanan Google ini juga menyediakan akselerasi runtime GPU yang telah sepenuhnya dikonfigurasi dengan perangkat lunak terkait. Infrastruktur Google Colaboratory di-host di platform Google Cloud.

2.3.2 Tensorflow

Tensorflow adalah platform end-to-end yang bersifat open-source digunakan untuk aplikasi machine learning. Ini adalah library simbol matematika yang menggunakan aliran data dan pemrograman yang berbeda untuk melakukan berbagai tugas yang berfokus pada training dan inference deep neural network. Saat ini library deep learning yang paling terkenal adalah Tensorflow Google. Produk Google menggunakan machine learning untuk meningkatkan mesin pencarian, terjemahan, pemberian keterangan gambar atau rekomendasi. Library API tensorflow berisi beberapa struktur deteksi objek yang siap untuk digunakan diantaranya, SSD (Single Shot Detector), Faster-CNN (Faster Region-based Convolutional Neural Network), dan RFCN (Region-based Fully Convolutional Network) (Al-Azzo et al, 2018). Beberapa kemampuan umum pada Tensorflow yang popular antara lain:

- Dukungan semua bahasa pemrograman popular seperti Python, C++, Java, R dan Go.
- 2. *TensorFlow* memungkinkan kemudahan dan penerapan model.
- 3. TensorFlow memiliki dukungan komunitas yang baik.

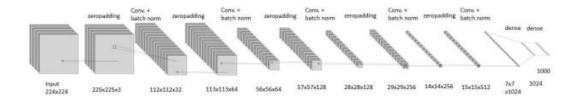
2.3.3 Deteksi Objek

Deteksi Objek adalah metode dari *computer vision* untuk menemukan lokasi objek dalam sebuah gambar atau video. Algoritma deteksi objek biasanya memanfaatkan *machine learning* atau *deep learning* untuk menghasilkan suatu output. Manusia mampu mengenali objek dan menemukan objek menarik dengan cepat. Tujuan dari objek deteksi adalah meniru kecerdasan ini menggunakan komputer. Ada beberapa macam metode yang dapat dilakukan untuk pembacaan fitur-fitur dari seluruh objek. Sistem objek deteksi harus melatih dan menguji data yang sudah dilabeli pada objek disetiap kelasnya untuk proses pengenalan. Ada banyak sekali tipe

model data pada *deep learning* salah satunya yang digunakan pada penelitian ini adalah PASCAL-VOC.

2.3.4 MobileNet

MobileNet merupakan salah satu bagian dari arsitektur convolutional neural network (CNN). Arsitektur ini dikembangkan oleh peneliti Google untuk kebutuhan mobile. Perbedaan utama MobileNet dengan arsitektur CNN lainnya adalah pada penggunaan lapisan konvolusi dengan ketebalan filter yang disesuaikan dengan input gambar. MobileNet juga menggunakan konvolusi depthwise dan pointwise (Rahman, 2020).



Gambar 2. 5 Arsitektur *MobileNet (www.researchgate.com)*

Seperti namanya mobile, para peneliti dari Google membuat arsitektur CNN yang mampu digunakan untuk ponsel. *MobileNet* merupakan salah satu arsitektur CNN (*Convolutional Neural Network*) yang digunakan untuk memenuhi kebutuhan *resource* berlebih. Perbedaan arsitektur *MobileNet* dan CNN adalah penggunaan *layer* konvulasi atau penggunaan lapisan dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image. *MobileNet* membagi konvulasi menjadi *depthwise convulation* dan *pointwise convulation*. Model dari *MobileNet* didasarkan pada *depthwise separable convolution* yang merupakan bentuk dari *standart convolution* menjadi *depthwise convolution* dan 1x1 *convolution* atau disebut juga *pointwise convolution*.

Depthwise convolution menerapkan single filter untuk setiap masukan pada channel, pada pointwise convolution menerapkan 1x1 convolution untuk menggabungkan output dari depthwise convolution dan pada standart convolution menggabungkan dan memfilter input menjadi satu set output baru dalam satu

langkah. *Depthwise separable convolution* membagi ini menjadi 2 *layer*, yaitu lapisan pemfilteran dan lapisan penggabungan yang digunakan untuk mengurangi komputasi dan ukuran model secara drastis (Howard et al, 2017).

2.3.5 SSD (Single Shot Multibox Detector)

SSD merupakan kepanjangan dari Single Shot Multibox Detector yang didasarkan pada feed-forward convolutional network yang menghasilkan kumpulan bounding box dan nilai dari setiap kelas objek tersebut kemudian diikuti oleh langkah non-maximum suppression untuk menghasilkan deteksi akhir. Lapisan jaringan awal didasarkan pada standar arsitektur yang digunakan untuk klasifikasi gambar berkualitas tinggi yang disebut dengan base network (Liu, 2016). SSD termasuk arsitektur neural network yang dirancang untuk tujuan deteksi yang berarti lokalisasi (bounding box) dan juga bertujuan untuk klasifikasi objek.

2.3.6 SSD-MobileNet

SSD-MobileNet merupakan pengembangan dari Single Shot MultiBox Detector (SSD). SSD menggunakan VGG16 sedangkan SSD-MobileNet menggunakan MobileNet sebagai feature extraction. Proses MobileNet unggul dalam hal kecepatan karena menggunakan depthwise separable convolution (DSC). DSC menggunakan depthwise convolution sebagai filtering dan pointwise convolution yang digabungkan dari hasil depthwise untuk menghasilkan beban komputasi yang kecil. Ukuran MobileNet 30 kali lebih kecil dibandingkan VGG16 dan juga memiliki kecepatan 10 kali lebih cepat dengan hasil akurasi yang sama. Perbedaan lainnya SSD-MobileNet menggunakan ground truth box untuk proses training sama seperti SSD namun berbeda feature extraction.

2.4 Citra

Citra adalah representasi atau kesan terlihat yang diperoleh oleh kamera, teleskop, mikroskop, atau perangkat lain, atau yang ditampilkan pada layar komputer (Oxford Dictionaries, n.d.). Gambar digital adalah representasi gambar nyata yang terdiri dari sekumpulan angka yang dapat disimpan dan ditangani oleh komputer

digital. Gambar digital terdiri dari area kecil atau dikenal sebagai piksel (elemen gambar). Di setiap piksel terdiri dari angka yang menggambarkan property seperti kecerahan atau warna. Gambar digital memiliki beberapa karakteristik salah satunya gambar berwarna. Gambar berwarna dapat memiliki tiga warna yaitu RGB (*Red, Green, Blue*) yang biasanya digunakan dalam monitor atau pemindai komputer, atau empat warna yaitu CYMK (*Cyan, Magenta, Yellow, Black*) yang biasanya digunakan dalam printer berwarna. (*Encyclopedia, n.d.*). Citra digital dibagi menjadi 3 jenis yaitu RGB image, grayscale image dan binary image.

2.4.1 *RGB Image*

RGB Image adalah citra yang terdiri dari Merah (Red), Hijau (Green) dan Biru (Blue) sebagai komponen warna utamanya. Citra digital RGB memiliki penyimpanan 24 bit dimana masing-masing komponen warna menampung 8 bit sehingga dapat mengekspresikan 16 juta lebih variasi warna.

2.4.2 Grayscale Image

Grayscale Image adalah citra skala abu-abu dimana setiap pikselnya memiliki warna gradasi mulai dari putih sampai hitam sehingga citra grayscale sangat cocok untuk pengolahan file gambar. Secara umum, citra grayscale disimpan dalam format 8 bit, memungkinkan 256 tingkatan skala abu-abu. Setiap piksel dalam citra ini memiliki intensitas antara 0 hingga 255, dengan 0 merepresentasikan hitam dan 255 merepresentasikan putih. (Kusumanto et al., 2011).

2.4.3 Binary Image

Binary Image adalah citra yang hanya memiliki dua warna yaitu hitam dan putih sehingga nilai intensitasnya hanya memiliki 2 nilai yaitu 0 dan 1. Binary Image dapat diperoleh dari proses thresholding dari citra grayscale. (Kusumanto et al., 2011).

2.5 Penelitian Terdahulu

Mariana (2019) bertujuan untuk mengembangkan sistem pakar berbasis web untuk diagnosis penyakit semangka menggunakan metode certainty factor. Untuk tujuan ini, data gejala dan penyakit dikumpulkan untuk digunakan sebagai data input sistem pakar. Berdasarkan data penyakit yang telah diperoleh, langkah berikutnya adalah menentukan kode untuk setiap gejala awal dari masing-masing penyakit tersebut. Langkah selanjutnya adalah membuat aturan (rule) yang akan digunakan dalam sistem pakar, termasuk data relasi yang menghubungkan gejala dengan penyakit tanaman semangka. Alurnya adalah sebagai berikut: pertama, menampilkan data gejala penyakit yang sesuai dengan pilihan pengguna, kemudian membuat rule base. Jika jumlah gejala kurang dari atau sama dengan 6, proses selanjutnya adalah perhitungan nilai *certainty factor* (cf). Hasil diagnosis akhir akan ditampilkan sebagai penyakit beserta nilai cf-nya. Dalam pengujian sistem untuk menguji keakuratan perhitungan dan analisis manual, ditemukan bahwa tingkat kesalahan sebesar 0,11%. Dalam pengujian dengan 6 pertanyaan terhadap 11 responden (10 petani dan 1 pakar), hasilnya menunjukkan bahwa 97% petani setuju, 3% kurang setuju, dan 0% tidak setuju. Sementara itu, pakar memberikan persetujuan 100%, menunjukkan bahwa sistem ini sesuai dan mudah digunakan.

Chan et al. (2022) bertujuan untuk membuat sistem deteksi wajah dengan menggunakan algoritma SSD MobileNet V2. Metode ini diusulkan dikarenakan untuk mengatasi permasalahan over-detection dalam gambar statis dan misdetection dalam gambar yang tidak mengandung wajah dengan memanfaatkan two-step method yakni SSD MobileNet V2 dan Geometrical Algorithm untuk mendeteksi region dari wajah pada gambar.

Prima (2023) bertujuan untuk membuat sistem pendeteksi aneka ragam buah menggunakan jaringan *SSD MobileNet V2*. Penelitian ini menggunakan 8 jenis buah sebagai objek penelitian yaitu Jambu Merah, Pir, Apel, Apel Manis, Pisang, Nanas dan Buah Naga. Beberapa tahapan yang dilalui pada proses pelatihan model yaitu *initializing data*, *resizing data*, dan konversi gambar ke *NumPy* array. Dari hasil pengujian dengan beberapa skenario, didapati bahwa tingkat akurasi rata rata diatas 80%.

Banerjee et al. (2023) bertujuan untuk membuat sistem klasifikasi penyakit pada tanaman semangka. Penyakit yang dideteksi yakni *Powdery Mildew, Anthracnose, Downy Mildew, Bacterial Fruits Blotch, Gummy Rope Blight, Alternatives Leaves Spot, Myrothecium Leaves Spot, Cercospora Leaves Spot, dan Bacterial Fruit Blotch.* Model yang digunakan terdiri dari 4 convolutional layers, dan 4 max pooling level, serta 1 fully connected layer. Untuk tiap-tiap penyakit, dianalisa tingkat recall, precision, dan skor F1 nya untuk mendapatkan performa dari model tersebut. Hasil yang didapatkan menunjukkan adanya potensi akurasi dan efikasi dalam klasifikasi penyakit. Tingkat akurasi bervariasi berdasarkan penyakit yang dideteksi, dengan akurasi pada *Antrachnose* (76.00%), dan pada *Gummy Trunk Blight* sebesar (75.56%). Secara umum, model ini berjalan dengan baik terhadap perolehan skor F1, terutama untuk *Antrachnose* (73.17%), dan *Gummy Trunk Blight* (73.12%). Selanjutnya, tingkat micro-average precision (70.29%) dan weighting-average precision (70.26%).

Alfarizi et al. (2023) bertujuan untuk mengembangkan sistem untuk deteksi kucing secara real-time. Metode ini diusulkan dikarenakan sistem yang ada dipasaran sekarang hanya menggunakan sensor PIR dan tidak dapat mengidentifikasi objek tertentu. Sistem ini menggunakan jaringan SSD MobileNet V2 dengan parameter precision, recall, dan loss. Node-Red platform dan library TensorFlow.js digunakan untuk mengimplementasikan model dengan menggunakan Raspberry Pi 4. Hasil yang didapatkan adalah tingkat akurasi sebesar 0.91, kemudian tingkat recall sebesar 0.89, diikuti skor F1 sebesar 0.92. Berdasarkan hasil pengujian, model yang dibuat dengan metode transfer learning menggunakan model pre-trained dari SSD MobileNet V2 mencapai tingkat akurasi sebesar 82%. Jarak, kecerahan, dan resolusi kamera dapat mempengaruhi efektifitas model yang digunakan.

Suryavanshi et al. (2023) bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan penyakit pada tanaman *Cucurbitaceae* dengan menggunakan algoritma CNN. *Dataset* yang digunakan dikelompokkan berdasarkan 4 tingkat keparahan penyakit, yakni 1%, 25%, 50%, 75%, dan 100%. Hasil menunujukkan

model yang digunakan memiliki performa yang baik, dengan tingkat akurasi, *recall*, dan skor F1 berkisar diantara 85.93% hingga 94.85%.

Arora et al. (2024) bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi keseriusan penyakit WMV pada tanaman semangka. Metode yang digunakan adalah gabungan antara RNN dan *Random Forest*. Hasil yang didapati sebesar 99.8% dengan lebih dari 16.000 gambar dengan tingkat keparahan WMV yang berbeda-beda. Kelebihan model yang digunakan dalam mensortir dengan tepat 5 level keseriusan penyakit WMV adalah dengan melakukan analisis *Confusion Matrix*.

Penelitian sebelumnya yang sudah dijelaskan akan disajikan secara ringkas dalam Tabel 2.1

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti	Tahun	Judul	Hasil
1	Dinesh Arora,	2024	Evaluating	Mengembangkan
	Kapil Mehta,		Watermelon	sistem deteksi
	Amresh Kumar,		Mosaic Virus	tingkat keseriusan
	Shweta Lamba		Seriousness with	WMV pada
			Hybrid RNN and	semangka dengan
			Random Forest	menggabungkan
			Model: A Five-	RNN dan Random
			Degree Approach	Forest untuk 16.000
				gambar dengan
				akurasi 99.8%.
2	Ankita	2024	Next-Gen Cucurbit	Hasil evaluasi
	Suryavanshi,		Disease Diagnosis:	menggunakan
	Vinay Kukreja,		A Federated	algoritma CNN
	Prateek		Learning CNN	pada tanaman
	Srivastava, Shiva		Approach	Cucurbitaceae
	Mehta, Siddhant			dengan tingkat
	Thapliyal			keseriusan dari 1%,
				25%, 50%, 75%,
				dan 100% dengan
				hasil Skor F1
				sebesar 85.93%
				hingga 94.85%
3	Salman Alfarizi,	2023	Real-Time Cat	Mengembangkan
	Zahra Salsabila,		Detection System	sistem deteksi
	Sania Bahrullah,			kucing secara real-
	Hesty Susanti,			time dengan

	TT7'11 A 1			•
	Willy Anugrah Cahyadi		using MobileNet- SSD V2	menggunakan jaringan SSD MobileNet V2. Sistem ini menggunakan Node-Red dan library TensorFlow.js. Skor F1 yang didapat adalah 0.92.
4	Deepak Banerjee, Vinay Kukreja, Amit Gupta, Vijay Singh, Tejinder Pal Singh Brar	2023	CNN and SVM- based Model for Effective Watermelon Disease Classification	Mengembangkan sistem deteksi 8 penyakit pada tanaman semangka dengan menggunakan metode CNN dan SVM. Hasil dari micro-average precision adalah 70.29% dan weighting-average precision senilai 70.26%.
5	Ario Prima	2023	Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Aneka Ragam Buah Menggunakan MobileNet V2	Metode deteksi aneka ragam buah dengan menggunakan jaringan SSD MobileNet V2 pada delapan kelas buah yaitu Jambu Merah, Pir, Apel, Apel Gula, isang, jeruk, Nanas, dan Buah Naga. Adapun tingkat akurasi ratarata adalah > 80%.
6	Aifian Adi Sufian Chan, M.F.L Abdullah, Saizalmursidi Md Mustam, Farhana Ahman Poad, Ariffudin Joret	2022	Face Detection in Still Image using SSD MobileNet V2 and Geometrical Algorithm	Mengembangkan sistem untuk deteksi wajah dengan menggunakan jaringan SSD MobileNet V2. Hasil akurasi yang didapatkan senilai

				91.5%, dimana nilai ini masih kalah dibandingkan dengan metode MTCNN dan Dlib meskipun berfungsi lebih baik dalam mengatasi overdetection dan misdetection.
7	Alan Wiedy Mariana	2019	Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Tanaman Semangka Menggunakan Metode Certainty Factor	Pengembangan sistem pakar diagnosis menggunakan metode certainty factor. Pengujian dilakukan terhadap 11 responden, terdiri dari 10 petani dan 1 pakar. Hasilnya menunjukkan bahwa 97% petani setuju dan 3% tidak setuju dengan sistem tersebut. Pengujian terhadap pakar menunjukkan tingkat persetujuan 100%.

BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini akan membahas tentang analisis dan perancangan yang mencakup data yang digunakan, teknik identifikasi penyakit semangka, perancangan sistem, arsitektur umum, serta alur kerja sistem dalam bentuk antarmuka pengguna dan diagram *use case*.

3.1 Data yang Digunakan

Pada penelitian yang dilakukan ini citra yang dikumpulkan bersumber dari set data *public Kaggle* (Kapadnis, 2023). Citra diambil dalam format JPG dan dengan menggunakan orientasi *portrait* serta *landscape*. Gambar berikut merupakan contoh dari citra daun semangka yang akan melalui diproses untuk klasifikasi pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Data Daun Semangka (www.depositphotos.com)

Data secara keseluruhan yang diperoleh adalah sebanyak 600 citra yang kemudian disatukan menjadi set data citra penyakit semangka. Data penyakit semangka *Downy Mildew* berjumlah 200 citra, *Watermelon Mosaic Virus* sebanyak 200 citra, dan daun semangka sehat sebanyak 200 citra. Pada pengujian identifikasi, keseluruhan dari jumlah data diacak dan dibagi dalam dua set data yang berbeda yaitu data uji dan data latih. Bobot nilai data latih dengan data uji adalah senilai

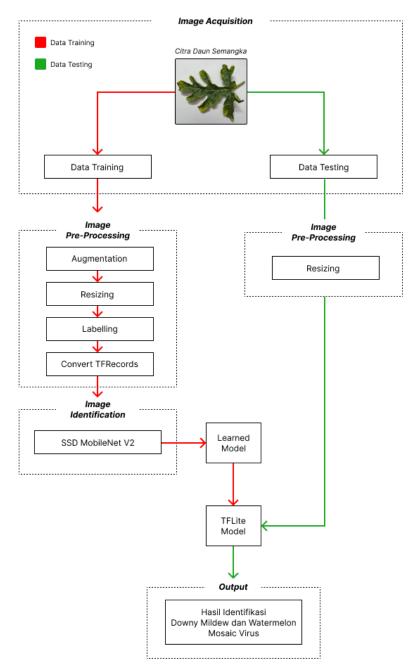
80:20. Pembagian data uji dan data latih untuk indetifikasi jenis penyakit semangka dapat dilihat di Tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Jumlah data pelatihan dan data pengujian

No.	Kategori	Data Latih	Data Uji	Jumlah Data
1.	Downy Mildew	160	40	200
2.	Watermelon Mosaic Virus	160	40	200
3.	Healthy (Sehat)	160	40	200
Total		480	120	600

3.2 Arsitektur Umum

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* pada tanaman semangka melalui beberapa tahap, termasuk proses latihan, validasi, dan uji. Proses latihan melibatkan penggunaan kembali model *SSD MobileNet* yang telah dilatih sebelumnya. Data latih diambil dari citra yang diperoleh melalui *Google Image Search* atau *Kaggle*. Tahap preprocessing mencakup *augmentation*, *resizing* dan *labelling* data. Selanjutnya, citra input diproses menggunakan arsitektur *MobileNet* sebagai ekstraktor fitur. Ciri-ciri yang diekstrak kemudian diklasifikasikan oleh model *MobileNet* yang telah dilatih sebelumnya, dan diidentifikasi menggunakan arsitektur jaringan SSD untuk mendeteksi jenis penyakit. Outputnya berupa kotak pembatas, label, dan persentase akurasi dari jenis penyakit yang terdeteksi. Selain itu, akan dilakukan pencatatan berupa rekapitulasi dari proses identifikasi, dalam bentuk csv yang berisikan *timestamp* beserta penyakit yang dideteksi.



Gambar 3. 2 Arsitektur Umum

Pada penelitian ini, arsitektur umum dari perancangan sistem ditunjukkan pada Gambar 3.2, dimana kerja sistem ini dibagi menjadi beberapa bagian:

3.2.1 Image Acquisition

Tahap ini adalah ketika data citra dari daun semangka diambil untuk digunakan

Sebagai input dalam pembangunan sistem. Citra-citra ini didapatkan dari platform Kaggle, memiliki format JPG dengan dimensi 640×640 piksel.

3.2.2 Image Preprocessing

Selanjutnya, citra daun semangka yang telah dipisahkan menjadi data pelatihan akan masuk ke tahap preprocessing gambar, di mana citra-citra ini akan menjalani tiga proses.. Tahapannya adalah sebagai berikut.

3.2.2.1 Augmentation

Pada tahapan pertama, gambar melalui proses *augmentation*, dimana proses ini dilakukan dengan cara sedikit mengubah citra asli gambar dengan 5 jenis perubahan yaitu *brightened*, *shifted*, *zoomed*, *flipped*, dan *scaled*. Proses *augmentation* sendiri dilakukan dengan tujuan mengurangi probabilitas *overfitting* ataupun underfitting dari data yang akan dilatih.

3.2.2.2 Resizing

Proses kedua yang akan dilakukan pada tahap pre-processing adalah resizing. Pada tahap ini, dilakukan proses sederhana mengubah ukuran citra daun semangka dari ukuran 3072×3072 menjadi berukuran 640 640 piksel. Hal ini dilakukan agar citra yang ada dapat diinput ke dalam sistem dan mengurangi besaran data supaya sistem tidak terlalu berat. Proses dari resizing ini dapat dilihat pada pseudocode dibawah ini:

```
BEGIN

DEFINE ORIGINAL IMAGE FOLDER PATH

DEFINE RESIZED IMAGE FOLDER PATH

DEFINE NEW PIXEL

FUNC resize_image(image_path, output_path, target_size):

READ IMAGE DATA FROM image_path

RESIZE IMAGE DATA TO target_size

SAVE RESIZED DATA TO output_path

FOREACH image file IN ORIGINAL_FOLDER_PATH:

CALL FUNC resize_image(image_path, output_path, terget_size)

END
```

Pseudocode di atas mendefinisikan proses untuk mengubah ukuran citra dalam sebuah folder. Proses dimulai dengan mendefinisikan path folder untuk citra asli dan folder untuk menyimpan citra yang telah di-resize, serta menentukan ukuran pixel baru. Sebuah fungsi `resize_image` dibuat untuk membaca citra dari `image_path`, mengubah ukurannya menjadi `target_size`, dan menyimpan citra yang telah diubah ukurannya ke `output_path`. Pseudocode ini kemudian melakukan iterasi melalui setiap file citra dalam folder citra asli dan memanggil fungsi `resize_image` dengan parameter path file citra asli, path folder output, dan ukuran pixel baru untuk setiap citra tersebut.

3.2.2.3 *Labeling*

Tahapan selanjutnya setelah citra selesai melalui tahap *resizing* adalah *labeling*. Pada tahap ini, dilakukan proses memberikan sebuah label kepada citra untuk mendapat objek khusus yang akan mampu dibaca oleh sistem. *Labeling* yang dilakukan pada citra dibuat dengan memanfaatkan aplikasi *LabelImg* yang memiliki fungsi untuk melakukan *labeling* pada citra daun semangka berdasarkan kategori yang sudah ditentukan. *Output* yang dikeluarkan adalah citra daun semangka yang sudah dilabel dalam bentuk xml. Informasi yang tersimpan dalam *file* xml tersebut berupa identifikasi dari objek khusus yang sudah ditandai beserta koordinat dari objek yang berguna pada proses selanjutnya.

3.2.2.4 Convert TFRecord

Langkah berikutnya adalah konversi *TFRecord*. Pada tahap ini, data label dalam format XML akan diubah menjadi format *TFRecord* untuk efisiensi penyimpanan. Hal ini dilakukan karena volume data yang besar dapat memperlambat proses pelatihan. Dengan *TFRecord*, data disimpan sebagai *string biner*, yang dapat meningkatkan kecepatan proses pelatihan. Data XML dan citra daun semangka akan dikonversi menjadi *file TFRecord*. Penggunaan *TFRecord* memungkinkan penghematan ruang *disk* dan mempercepat proses sistem yang akan dilakukan selanjutnya.

Sebelumnya, citra daun semangka yang sudah berbentuk xml akan diconvert ke dalam tabel .csv untuk membuat sistem dapat memetakan hasil citra
yang sudah melalui proses pelabelan. Selanjutnya, file yang sudah di-convert akan
di-convert kembali ke dalam bentuk TFRecord yang akan digunakan untuk proses
training selanjutnya. Langkah atau prosedur dalam mengkonversi ke bentuk
TFRecord dapat dilihat secara seksama pada pseudocode dibawah ini:

```
BEGIN

DEFINE ORIGINAL IMAGE FOLDER PATH

DEFINE FOLDER PATH FOR TFRecord

DEFINE NEW PIXEL

FUNC create_tfrecord(image_path, output_path):

READ IMAGE DATA FROM image_path

CREATE NEW TFRECORD FILE IN output_path

FOREACH IMAGE DATA:

CONVERT IMAGE DATA TO protobuff

CREATE protobuff example INTO TFRECORD File

SAVE RESIZED DATA TO output_path

FOREACH image file IN ORIGINAL_FOLDER_PATH:

CALL FUNC create_tfrecord(image_path, output_path)

END
```

3.2.3 *Image Identification*

Selanjutnya pada tahap ini, data *training* yang sudah ada akan melalui tahap identifikasi penyakit tanaman semangka dengan menggunakan *Mobilenet-SSD*. *Mobilenet-SSD* terdiri dari SSD yang berperan sebagai *base model*, dan *Mobilenet* sebagai *network model*. SSD akan melakukan *adjustment* terhadap pendeteksian objek dengan *bounding box* sementara *MobileNet* akan bekerja untuk mengekstrak fitur yang nantinya akan diklasifikasi. Dua fitur utama dalam *Mobilenet-SSD* adalah sebagai berikut:

3.2.3.1 Extract Feature Maps

SSD menggunakan VGG16 untuk mengekstrak *feature maps* yang kemudian mendeteksi objek menggunakan *Conv4_3 layer*. SSD akan memprediksi *anchor box offset* yang telah ditentukan sebelumnya untuk setiap lokasi *feature maps*.

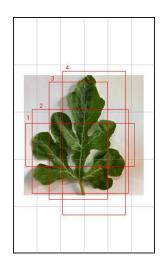
Setiap kotak akan memiliki ukuran dan posisi yang tetap pada sel. *Feature Maps* akan diskalakan ulang sehingga hanya bertanggung jawab untuk objek pada skala tertentu.

```
BEGIN
# Load VGG16 model for feature extraction
VGG16 model = load VGG16()
# Extract feature maps from Conv4 3 layer
feature maps = extract feature maps(VGG16 model, layer='Conv4 3')
# Initialize SSD (Single Shot MultiBox Detector)
SSD = initialize SSD()
# Iterate over each location in the feature maps
FOR each location IN feature maps:
    # Predict anchor box offsets for the current location
   anchor box offsets = SSD.predict offsets(location)
    # Define predefined anchor boxes with fixed sizes and positions
   anchor boxes = define anchor boxes(location)
    # Update anchor boxes with the predicted offsets
   updated boxes = update boxes(anchor boxes, anchor box offsets)
    # Assign each updated box to a specific cell
   assign_boxes_to_cells(updated_boxes, location)
# Scale the feature maps so that each map is responsible for objects of a specific
scale
scaled feature maps = scale feature maps(feature maps)
# SSD will use the scaled feature maps for object detection
SSD.detect objects(scaled feature maps)
END
```

SSD memprediksi *bounding box* pada area yang ditandai menggunakan *default bounding box* melalui berbagai skala dan rasio di setiap lokasi pada peta fitur. Selama pelatihan, SSD membandingkan objek dengan *default bounding box* yang memiliki berbagai rasio. Setiap *default box* dengan IoU > 0.5 dianggap cocok.

Setiap sel atau lokasi pada peta fitur dapat memprediksi empat objek identifikasi. Setiap identifikasi mencakup *bounding box* dan kelas objek yang dibatasi.





Gambar 3. 3 Foto Asli (Kiri), 4 Objek Prediksi Tiap Sel atau Lokasi (Kanan)

3.2.3.2 Convolution Filters

SSD dalam prosesnya tidak menggunakan jaringan proposal *region* yang didelegasikan. Sebaliknya, SSD menggunakan metode yang sangat sederhana, yaitu menghitung sel atau lokasi dan *confidence scores* menggunakan *filter* konvolusi yang kecil. Setelah melakukan *Extract Feature Maps*, SSD akan menerapkan *filter* konvolusi 3×3 untuk setiap sel atau lokasi yang berguna untuk membuat prediksi. Proses ini akan bekerja untuk menyesuaikan posisi *bounding box* dengan *ground truth boxes* yang asli. Penyesuaian ini jauh lebih baik daripada melakukan prediksi dengan koordinat yang acak. Untuk itu *Multibox* akan bekerja sebagai prediksi untuk memastikan *bounding box* berada di posisi yang dekat dengan *ground truth boxes* yang asli.

3.2.4 Learned Model

Setelah proses *training*, kita akan mendapatkan sebuah *file learned model* yang bernama *savedmodel* dengan ekstensi .pb dikarenakan menggunakan *Tensorflow V2*. Informasi yang ada di dalam *file* tersebut berupa sebuah grafik serta bobot model hasil dari proses *training*, dimana pada daun semangka mempunyai 2 jenis

penyakit yaitu *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*. Hasil identifikasi data *training* yang ada akan menjadi *learned model*. *Learned model* tersebut merupakan sebuah data yang sudah dilatih untuk selanjutnya akan di-convert ke dalam bentuk *Tensorflow Lite* agar bisa digunakan pada aplikasi *mobile* berbasis *android*.

```
BEGIN
# Train the model on the dataset
model = train model(dataset)
# Save the learned model as a TensorFlow saved model with .pb extension
save model(model, 'savedmodel.pb')
# The learned model contains the training graph and weights
learned_model = load_saved_model('savedmodel.pb')
# Define the types of diseases for watermelon leaves
disease types = ['Downy Mildew', 'Watermelon Mosaic Virus']
# The learned model will identify and classify these diseases
classified results = classify diseases(learned model, disease types)
# Convert the learned model to TensorFlow Lite format for mobile application usage
tflite model = convert to tflite(learned model)
# Save the TensorFlow Lite model
save tflite model(tflite model, 'model.tflite')
END
```

3.2.5 TFLite Model

Pada tahap sebelumnya, hasil *training* mengeluarkan *output* berupa *savedmodel* yang berekstensi .pb. Pada tahap ini, *file* tersebut akan di-*convert* ke dalam bentuk *tensorflow lite*. *File* di-*convert* ke dalam bentuk *TFlite* dikarenakan sistem yang akan dibangun akan berbasis *android*. Model *TensorFlow* yang sudah selesai dilatih akan disediakan oleh *TFLite* untuk selanjutnya akan dikompresi lalu diaplikasikan di perangkat *mobile*, hal ini menyebabkan *file* yang telah di-*convert* ke dalam bentuk *TFlite* akan berubah menjadi ukuran biner yang lebih kecil untuk bisa masuk

ke dalam perangkat *mobile*. Proses *convert* ke dalam bentuk *TFLite* dapat dilihat pada code dibawah ini:

```
BEGIN

DEFINE ORIGINAL PATH TensorFlow model

DEFINE PATH TO SAVE TFLite Model

FUNC convert_to_tflite(model_path, output_path):

LOAD TensorFlow model FROM model_path

CREATE converter TFLite FROM TensorFlow model

CONVERT model USING converter

SAVE CONVERTED MODEL TO output_path

CALL FUNC convert_to_tflite(model_path, output_path)

END
```

Pseudocode di atas menjelaskan langkah-langkah untuk mengonversi model TensorFlow ke format TensorFlow Lite (TFLite). Proses dimulai dengan mendefinisikan path file model TensorFlow asli dan path untuk menyimpan file model yang telah di-konversi ke format TFLite. Sebuah fungsi bernama convert_to_tflite dibuat untuk menangani proses konversi ini. Fungsi tersebut pertama-tama memuat model TensorFlow dari path yang ditentukan. Kemudian, fungsi ini membuat objek converter TFLite dari model yang telah dimuat. Dengan menggunakan objek converter tersebut, fungsi mengonversi model ke format TFLite. Setelah itu, model yang telah di-konversi disimpan ke path output yang telah ditentukan. Langkah terakhir dalam proses adalah memanggil fungsi convert_to_tflite dengan parameter path file model TensorFlow asli dan path untuk menyimpan file model TFLite.

3.2.6 *Proses Training*

Proses *training* merupakan sebuah tahapan implementasi menggunakan metode *Mobilenet-SSD*. Seluruh data yang ada akan diberi label dan menghasilkan sebuah *file* xml yang kemudian akan di-*convert* menjadi *file train.record* dan akan digunakan sebagai data *input* pada proses *training*.

Setelah semua data untuk proses *training* telah ada, maka selanjutnya adalah menentukan nilai seperti nilai *input* citra, bobot, *batch size*, dan jumlah *steps*

maksimal yang akan diatur dalam konfigurasi *pipeline*. Sebelum melakukan konfigurasi, diperlukan sebuah *labelmap* sebagai data identifikasi objek yang akan digunakan oleh sistem. Sebuah *file* dengan nama *labelmap.txt* yang berisikan banyak kategori dan nama dari kategori tersebut. Pada penilitian ini, proses *training* dilakukan dengan menggunakan *SSD MobileNet V2* dengan bantuan *Tensorflow-GPU* dapat dilihat pada *pseudocode* dibawah ini:

```
BEGIN
 DEFINE the folder path for the original image data
DEFINE the folder path to save the XML file
DEFINE the folder path to store the train.record file
DEFINE the labelmap.txt file
 DEFINE the pipeline.config file
 DEFINE a path to save the training model results
FUNC label_data(data_path, output_xml_path):
  FOREACH image file in the data path folder:
  Label the image
  Save the labels as an XML file in output xml path
FUNC convert_to_tfrecord(xml_folder, output_record_path):
  Read all XML files from xml_folder
  Convert XML file to train.record file
  Save the train.record file to output record path
 CALL FUNC label data(data path, output xml path)
 CALL FUNC convert to tfrecord(xml folder, output record path)
FUNC create_labelmap(labelmap_path):
  Determine the number of categories and the name of each category
  Save the object identification data to labelmap path as labelmap.txt
CALL FUNC create labelmap(labelmap path)
DEFINE pipeline configuration:
Specify the path for the train.record file
 Specify the path for the labelmap.txt file
Specify the path for the MobileNet SSD pretrained model file
Determine the input image value
Determine the initial weight
Determine the batch size
Determine the maximum number of steps
 Save the configuration to the pipeline.config file
```

```
FUNC train_model(pipeline_config_path, output_model_path):

Load pipeline configuration from pipeline_config_path

Load dataset and labelmap

Load MobileNet SSD pretrained model

Start the training process

Save the training results model to output_model_path

CALL FUNC train_model(pipeline_config_path, output_model_path)

END
```

Setelah proses training selesai, akan menghasilkan sebuah model dengan ekstensi .pb yang kemudian akan dikonversi ke dalam bentuk tflite agar dapat digunakan pada perangkat mobile.

3.2.7 Proses Testing

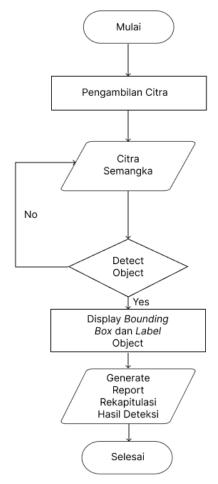
Selanjutnya adalah tahap pengujian, yang merupakan proses untuk mengevaluasi model yang telah dilatih pada tahap sebelumnya. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat diintegrasikan dengan sistem, mampu mengenali objek penyakit tanaman semangka yang telah dibuat, serta dapat mengidentifikasi penyakit semangka menjadi tiga kategori: *Downy Mildew, Mosaic Virus*, dan *Healthy*. Selain itu, tahap ini juga untuk menghitung tingkat akurasi dari metode *Mobilenet-SSD* yang diterapkan dalam identifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* dalam penelitian ini.

3.2.8 *Output*

Hasil akhir dari sistem yang telah dibuat yaitu berupa informasi akurasi dan bounding box yang menunjukkan hasil identifikasi penyakit Downy Mildew dan Watermelon Mosaic Virus dengan 3 kategori yaitu Downy Mildew, Mosaic Virus, dan Healthy yang dilakukan pada saat proses testing.

3.3 Flowchart Sistem

Pada bagian ini, dijelaskan proses kerja sistem beserta teknik-teknik yang digunakan sebagai solusi dalam perancangan sistem. Detail mengenai cara kerja sistem dapat ditemukan dalam Gambar 3.4.



Gambar 3. 4 Flowchart System

3.4 Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka adalah tahap yang menjelaskan alur kerja sistem, yang bertujuan untuk meningkatkan minat pengguna dan memberikan kemudahan dalam penggunaan sistem. Desain antarmuka yang terlihat pada Gambar 3.5 merupakan tampilan yang digunakan pengguna untuk mendeteksi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*. Aplikasi ini menggunakan *Tensorflow Lite* dan hanya memiliki satu tampilan utama. Pada antarmuka utama aplikasi, sistem secara otomatis mengidentifikasi objek saat diarahkan ke objek yang dituju, ditandai dengan munculnya kotak pembatas yang memberikan informasi tentang penyakit tanaman semangka yang sedang diperiksa.



Gambar 3. 5 Rancangan Antarmuka Aplikasi

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Pada bab ini akan membahas implementasi *SSD MobileNet V2* dalam identifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* dari bab sebelumnya serta membahas hasil pengujian terhadap sistem yang telah dirancang.

4.1 Implementasi Sistem

Pada tahap ini, implementasi *SSD MobileNet V2* dalam identifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* secara *realtime* menggunakan perangkat *android*. Oleh karena itu, sistem ini memerlukan dukungan perangkat keras dan perangkat lunak pendukung, yaitu:

4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan untuk membangun sistem identifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* ini adalah:

- 1. Processor 3,9 GHz Ryzen 5 5600G
- 2. Penyimpanan Memori RAM sebesar 32GB
- 3. Penyimpanan SSD sebesar 1TB
- 4. Sistem operasi menggunakan Windows 11
- 5. Bahasa pemrograman Python versi 3.1.10
- 6. Library tf-models-official versi 2.14.0

4.1.2 Implementasi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan dua data yaitu data *train* dan *data test. Dataset* yang ada berdasarkan data yang diambil dari internet yaitu *Kaggle* dan secara langsung dengan tiga (3) yaitu *Downy Mildew, Watermelon Mosaic Virus*, dan *Healthy* sebanyak 600 citra dengan 200 *Downy Mildew*, 200

Watermelon Mosaic Virus dan 200 Healthy. Contoh data penyakit tanaman semangka yang sudah di-labeling bisa dilihat dengan seksama Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Data Citra Daun Semangka

4.1.3 Implementasi Antarmuka

Implementasi antarmuka dibuat berdasarkan perancangan antarmuka sistem yang telah dibahas sebelumnnya pada bab 3. Tampilan sistem terdiri dari satu (1), yaitu tampilan identifikasi.

1. Tampilan Identifikasi

Tampilan Identifikasi merupakan halaman awal saat pengguna pertama kali membuka atau menjalankan aplikasi. Pada tampilan ini pengguna langsung bisa menggunakan aplikasi dengan cara mengarahkan ke objek yang ingin diidentifikasi. Tampilan Identifikasi ditunjukan pada Gambar 4.2.



Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Identifikasi

4.2 Prosedur Operasional

Tampilan aplikasi yang dibangun terdiri dari halaman identifikasi. Halaman identifikasi yang dibangun dapat dilihat pada Gambar 4.2 dimana pengguna dapat mengarahkan kamera pada objek daun semangka yang ingin diketahui penyakitnya yaitu *Downy Mildew*, *Watermelon Mosaic Virus*, atau *Healthy*.



Gambar 4. 3 Prosedur Operasional

Ketika objek di deteksi menggukan *smartphone* maka *bounding box* akan terbentuk seperti Gambar 4.3. Pada Gambar 4.3 dapat dilihat bahwasannya objek yang berada di depan kamera teridenfikasi penyakit *Watermelon Mosaic Virus* yang berada di dalam *bounding box* bewarna hijau.

Bounding box akan bergerak mengikuti arah kamera smartphone yang akan mengidentifikasi penyakit pada daun semangka yang ada pada dataset yang telah dibuat. Sistem yang dibuat juga mampu mengidentifikasi jenis penyakit lainnya yaitu Downy Mildew, ataupun jika tanaman semangka dalam kondisi Sehat.

4.3 Pengujian Sistem

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk melihat hasil menggunakan *SSD-MobileNet V2* dalam mengidentifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*. Tabel pengujian sistem dapat dilihat pada Tabel. 4.1.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian

No	Citra	Actual Output	Desired Output	Keterangan
1	Tosaic virus 86%	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil

2	TensorFlowLite mosale virus 85%	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil
3	TensorFlowLite	Mosaic Virus	Healthy	Gagal
4	TensorFlowLite	Mosaic Virus	Downy Mildew	Gagal
5	TensorFlowLite mosaic virus 86%	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil

6	TensorFlowLite mosaic virus 88%	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil
7	TensorFlowLite mosaic virus 93%	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil
8	TensorFlowLite	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil

9	TensorFlowLite mosaic virus 93%	Mosaic Virus	Downy Mildew	Gagal
10	#spacesit. TensorFlowLite wny mildew 91% □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
11	TensorFlowLite wny mildew 90%	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil

12	TensorFlowLite downy mildew 82%	Downy Mildew	Mosaic Virus	Gagal
13	TensorFlow Lite	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
14	TensorFlowLite	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil

15	TensorFlowLite downy mildew 94%	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
16	TensorFlow Lite wny mildew 91%	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
17	TensorFlowLite wny mildew 90%	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil

18	Winy mildew 90%	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
19	TensorFlowLite	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil
20	TensorFlowLite mosaic virus 93%	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil

21	TensorFlowLite in cosaic virus 85%	Mosaic Virus	Mosaic Virus	Berhasil
22	TensorFlowLite Tosaic virus 85%	Mosaic Virus	Downy Mildew	Berhasil
23	TensorFlowLite downy mildew 94%	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil

24	TensorFlowLite	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
25	TensorFlowLite healthy 91%	Healthy	Healthy	Berhasil
26	TensorFlowLite healthy 91%	Healthy	Healthy	Berhasil

27	TensorFlowLite healthy 91%	Healthy	Healthy	Berhasil
28	TensorFlowLite	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
29	TensorFlowLite healthy 91%	Healthy	Heathy	Berhasil

30	TensorFlowLite	Downy Mildew	Downy Mildew	Berhasil
	9 9 8 9 9 9 4 4 -			
	downy mildew 94%			
	= ☆ ⊐			

Berdasarkan pengujian sistem yang telah dilakukan pada daun semangka, diperoleh nilai akurasi mencapai 93%, terdapat beberapa kesalahan yang dilakukan oleh sistem dalam melakukan identifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* dari total 120 pengujian yang dilakukan.

Adapun penyebab kesalahan data yang ada dikarenakan banyaknya bentuk ciri khas maupun citra warna daun penyakit yang hampir serupa satu sama lain dalam data yang ada setelah melalui tahap *resizing* sehingga sistem mendapatkan kesulitan yang lebih saat mendeteksi perbedaan antara ketiga kelas yang ada serta faktor cahaya yang juga mempengaruhi dalam mendeteksi jenis penyakit serta tingkat keparahannya.

Tabel 4. 2 Confusion Matrix

Tubel ii 2 Confusion munici						
	WMV	Downy Mildew	Healthy	Total		
WMV	36	3	1	40		
Downy Mildew	3	36	1	40		
Healthy	1	1	38	40		
Total	40	40	40	120		

Dari Tabel 4.2 didapati bahwa salah satu faktor kesalahan deteksi pada pengujian terjadi antara WMV, *Downy Mildew* terjadi dikarenakan warna daun secara keseluruhan cenderung mirip, namun ketika gejala dari penyakit semakin terlihat jelas, deteksi menjadi lebih akurat.

Tabel 4. 3 Nilai TP, FP dan FN dari Tanaman Semangka				
	TP	FP	FN	
WMV	36	4	4	
Downy Mildew	36	4	4	
Healthy	38	2	2	
Total	110	10	10	

Pada Tabel 4.3 dapat dilihat nilai True Positive (TP) sebanyak 110 data, dimana data positif dapat diklasifikasikan oleh sistem dengan benar, False Positive (FP) sebanyak 10 data, dimana data tidak tepat namun sistem mendeteksinya benar, dan False Negative (FP) sebanyak 10 data, dimana sistem salah satu mendeteksi objek sehingga sistem mendeteksinya dengan nilai yang lain.

Tabel 4. 4 Nilai Precision, Recall dan F1-Score

	Precision	Recall	F1-Score
WMV	0,90	0,90	0,90
Downy Mildew	0,90	0,90	0,90
Healthy	0,95	0,95	0,95

Pada tabel di atas terdapat *precision* yaitu perbandingan antara nilai prediksi benar dengan seluruh hasil yang benar. Adapun rumusnya yaitu:

$$(TP)/(TP+FP)$$
.

Recall yaitu perbandingan antara nilai prediksi yang benar dengan seluruh data benar. Adapun rumusnya yaitu

$$Recall = (TP) / (TP + FN)$$

F1-Score merupakan perbandingan rata-rata antara nilai precision dengan nilai recall. Adapun rumus F1-Score yaitu:

$$F1\ Score = 2 * (Recall*Precission) / (Recall + Precission)$$

Berikut persamaan yang digunakan untuk menghitung akurasi dari pengujian data.

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ citra\ yang\ benar}{Jumlah\ keseluruhan\ citra} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{110}{120} \times 100\% = 91,6\%$$

Penelitian dengan judul Identifikasi Penyakit Downy Mildew dan

Watermelon Mosaic Virus pada Tanaman Semangka dengan Menggunakan Algoritma SSD MobileNet V2 Berbasis Mobile mampu mengidentifikasi penyakit pada tanaman semangka dengan mendapatkan tingkat akurasi sebesar 91,6%. Sistem yang ada mampu melakukan identifikasi penyakit tanaman semangka secara realtime menggunakan android.

Terdapat *error* sebesar 8,4% yang terjadi pada sistem dalam melakukan pendeteksian dikarenakan kemiripan yang terjadi di antara beberapa tingkat keparahan penyakit. Tingkat keparahan penyakit beberapa kali memiliki kemiripan setelah dilakukan proses sehingga membuat sistem memiliki kesulitan lebih dalam melakukan pendeteksian untuk mengidentifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini membahas mengenai kesimpulan dari Identifikasi Penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* pada Tanaman Semangka dengan Menggunakan Algoritma *SSD MobileNet V2* Berbasis *Mobile* dan saran untuk referensi pengembangan penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Hasil dari pengujian aplikasi untuk mengidentifikasi Identifikasi Penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* pada Tanaman Semangka dengan Menggunakan Algoritma *SSD MobileNet V2* Berbasis *Mobile* didapatkan kesimpulan, yaitu:

- Metode SSD-MobileNet dapat mengidentifikasi secara real-time penyakit Downy Mildew dan Watermelon Mosaic Virus dengan hasil akurasi baik sebesar 91,6%
- 2. Beberapa faktor lain yang menyebabkan tingkat akurasi tidak sempurna pada penelitian yang telah dilakukan ini merupakan kesalahan yang terjadi pada proses identifikasi penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus*. Hal itu disebabkan karena terjadinya kemiripan dikarenakan objek daun semangka tersebut memiliki bentuk yang mirip setelah melalui proses *resizing* sehingga membuat sistem memiliki kesulitan lebih saat melakukan proses identifikasi.

5.2 Saran

Dari hasil dan kesimpulan yang terdapat pada penelitian ini maka peneliti memberikan saran agar dapat dilakukannya penelitian selanjutnya:

- 1. Melakukan implementasi dengan metode yang lain sebagai perbandingan pada hasil identifikasi penyakit pada tanaman semangka dari citra daun semangka yang diperoleh menggunakan metode *MobileNet-SSD*.
- 2. Diharapkan agar dapat menyempurnakan nilai akurasi untuk mendeteksi

- penyakit *Downy Mildew* dan *Watermelon Mosaic Virus* dengan berbagai kondisi dan tingkat keparahan.
- 3. Menambahkan identifikasi penyakit yang lainnya pada tanaman semangka secara *realtime*.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfarizi, S., Salsabila, Z., Bahrullah, S., Susanti, H., & Cahyadi, W. A. (2023). Real-Time Cat Detection System using MobileNet-SSD V2. 2023 8th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA), 276–280. https://doi.org/10.1109/ICA58538.2023.10273134
- Arora, D., Mehta, K., Kumar, A., & Lamba, S. (2024). Evaluating Watermelon Mosaic Virus Seriousness with Hybrid RNN and Random Forest Model: A Five-Degree Approach. 2024 11th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO), 1–5. https://doi.org/10.1109/ICRITO61523.2024.10522240
- Banerjee, D., Kukreja, V., Gupta, A., Singh, V., & Brar, T. P. S. (2023). CNN and SVM-based Model for Effective Watermelon Disease Classification. 2023 3rd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON), 1–6. https://doi.org/10.1109/ASIANCON58793.2023.10270512
- Chan, A. A. S., Abdullah, M. F. L., Mustam, S. M., Poad, F. A., & Joret, A. (2022). Face Detection in Still Image using SSD MobileNet V2 and Geometrical Algorithm. 2022 International Conference on Green Energy, Computing and Sustainable Technology (GECOST), 227–231. https://doi.org/10.1109/GECOST55694.2022.10010635
- Damicone, J. P., Edelson, J. V., Sherwood, J. L., Myers, L. D., & Motes, J. E. (2007). Effects of Border Crops and Intercrops on Control of Cucurbit Virus Diseases. *Plant Disease*, *91*(5), 509–516. https://doi.org/10.1094/PDIS-91-5-0509
- Daniel, A. (2016). Semangka Tanpa Biji. Pustaka Batu Press.
- Handayani, M., Taufiq, & Soegiarto. (2017). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Semangka Menggunakan Metode Dempster Shafer Berbasis Web.
- Kapadnis, S. (2023). *Watermelon Disease Recognition Dataset*. https://www.kaggle.com/datasets/sujaykapadnis/watermelon-disease-recognition-dataset
- Kusumanto, R., Tompunu, A. N., & Pambudi, W. S. (2011). Klasifikasi Warna Menggunakan Pengolahan Model Warna HSV. *Seminar Nasional Teknik Elektro* 2011, 83–87.
- Mariana, A. W. (2019). Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Tanaman Semangka Menggunakan Metode Certainty Factor. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 3, Issue 1).
- Prima, A. (2023). Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Aneka Ragam Buah Menggunakan MobileNetv2. *Jurnal Sistim Informasi Dan Teknologi*, 5(2), 208–215.
- Puspitasari, Y., Purwijantiningsih, L. M. E., & Pranata, F. S. (2014). Kualitas Selai Lembaran dengan Kombinasi Albedo Semangka (Citrullus vulgaris Schard.) dan Buah Naga Super Merah (Hylocereus costaricensis). *Jurnal Teknobiologi*, 1–15.
- Silva Junior, F. B. da, Lacerda, C. F. de, Sousa, G. G. de, Sousa, J. T. M. de, Mendonça, A. de M., Silva, M. G. da, Pereira Filho, J. V., & Santos, M. F. dos. (2023). Nutritional status of watermelon irrigated with brackish water in different planting systems. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e*

- *Ambiental*, 27(5), 367–374. https://doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v27n5p367-374
- Suryavanshi, A., Kukreja, V., Srivastava, P., Mehta, S., & Thapliyal, S. (2023). Next-Gen Cucurbit Disease Diagnosis: A Federated Learning CNN Approach. 2023 12th International Conference on System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART), 567–573. https://doi.org/10.1109/SMART59791.2023.10428560
- Tahir, M., Heluth, A. C., & Widiastuti, H. (2016). UJI AKTIVITAS ANTIOKSIDAN BUAH SEMANGKA (Citrullus lanatus) DENGAN METODE FRAP. *Jurnal Farmasi As-Syifaa*, 8(1), 31–38.
- Tunde, A. M. (2019). Determinants of Watermelon Production and its impact on the farmers in Ifelodun L.G.A, Kwara State, Nigeria. *Ruhuna Journal of Science*, 10(2), 149. https://doi.org/10.4038/rjs.v10i2.80



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Universitas No. 9A Gedung A, Kampus USU Medan 20155, Telepon: (061) 821007 Laman: http://Fasilkomti.usu.ac.id

KEPUTUSAN DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI NOMOR: 2737/UN5.2.14.D/SK/SPB/2024

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Membaca : Surat Permohonan Mahasiswa Fasilkom-TI USU tanggal 11 Juli 2024 perihal permohonan ujian skripsi:

Fakhri Rizha Ananda

NIM 171402043

Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi

Identifikasi Penyakit Downy Mildew dan Watermelon Mosaic Virus pada Tanaman Judul Skripsi

Semangka dengan Menggunakan Algoritma SSD MobileNet V2 Berbasis Mobile

: Bahwa Mahasiswa tersebut telah memenuhi kewajiban untuk ikut dalam pelaksanaan Meja Hijau Skripsi Memperhatikan

Mahasiswa pada Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi

Informasi Universitas Sumatera Utara TA 2023/2024.

Menimbang : Bahwa permohonan tersebut diatas dapat disetujui dan perlu ditetapkan dengan surat keputusan

Mengingat : 1. Undang-undang Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.

2. Peraturan Pemerintah Nomor 17 tahun 2010 tentang pengelolaan dan penyelenggara pendidikan.

3. Keputusan Rektor USU Nomor 03/UN5.1.R/SK/SPB/2021 tentang Peraturan Akademik Program Sarjana Universitas Sumatera Utara.

4. Surat Keputusan Rektor USU Nomor 1876/UN5.1.R/SK/SDM/2021 tentang pengangkatan Dekan

Fasilkom-TI USU Periode 2021-2026

MEMUTUSKAN

Menetapkan

Pertama

: Membentuk dan mengangkat Tim Penguji Skripsi mahasiswa sebagai berikut:

: Dedy Arisandi ST., M.Kom.

NIP: 197908312009121002

Sekretaris : Fanindia Purnamasari S.TI,M.IT

NIP: 198908172019032023

: Dr. Romi Fadillah Rahmat, B.Comp.Sc., M.Sc. Anggota Penguji

NIP: 198603032010121004

: Ivan Java S.Si., M.Kom. Anggota Penguji

NIP: 198407072015041001

Moderator Panitera

: Segala biaya yang diperlukan untuk pelaksanaan kegiatan ini dibebankan pada Dana Penerimaan Bukan Pajak Kedua

(PNPB) Fasilkom-TI USU Tahun 2024.

: Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dengan ketentuan bahwa segala sesuatunya akan diperbaiki Ketiga

sebagaimana mestinya apabila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam surat keputusan ini.

Tembusan :

1. Ketua Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi

2. Yang bersangkutan

3. Arsip

Ditandatangani secara elektronik oleh:

Dekan



Maya Silvi Lydia

NIP 197401272002122001

