

**KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADA TANAMAN TOMAT
MENGUNAKAN RESNET-152**

SKRIPSI

OLEH :

SIMON PALTU NAPITUPULU

208160028



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

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 2/1/25

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

**KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADA TANAMAN TOMAT
MENGUNAKAN RESNET-152**

SKRIPSI

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh

Gelar Sarjana (S1) di Fakultas Teknik

Universitas Medan Area

OLEH:

SIMON PALTU NAPITUPULU

208160028

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

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

HALAMAN PENGESAHAN

Judul Skripsi : Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Tomat Menggunakan
ResNet-152

Nama : Simon Palti Napitupulu

NPM : 208160028

Fakultas : Teknik

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing



Muhathir, ST, M.Kom
Pembimbing

Diketahui Oleh:



Dr. Eng. Supriatno, ST., MT
Dekan
FAKULTAS TEKNIK



Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom
Kaprodi
PROG. TEKNIK INFORMATIKA

Tanggal Lulus: 30 Agustus 2024

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar serjana 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.

Medan, 7 November 2024



Simon Palti Napitupulu
NPM: 208160028

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

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

Nama : Simon Palti Napitupulu
NPM : 208160028
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

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

Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Tomat Menggunakan ResNet-152 beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan memublikasikan tugas akhir/skripsi/tesis 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: 6 November 2024

Yang Menyatakan

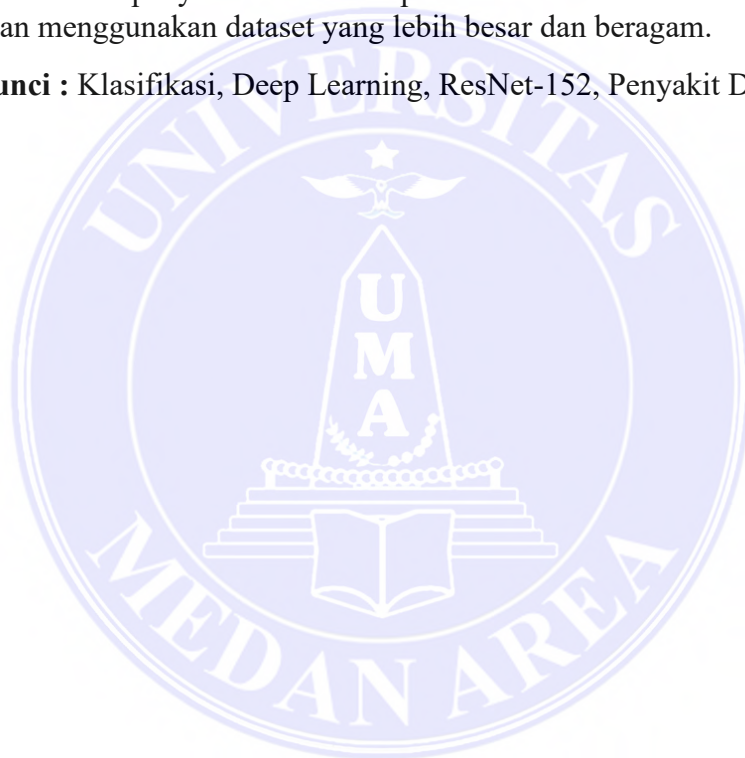


Simon Palti Napitupulu
NPM: 208160028

ABSTRAK

Penyakit daun pada tanaman tomat dapat menurunkan hasil panen secara signifikan, sehingga diperlukan identifikasi yang cepat dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman tomat menggunakan model deep learning dengan arsitektur ResNet-152. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 10.000 gambar daun tomat, dengan sembilan jenis penyakit dan satu kategori tanaman sehat, yang diperoleh dari Kaggle. Data dibagi menjadi tiga bagian: *train*, *val* dan *test*. Model ini dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet-152 mampu mengklasifikasikan penyakit daun tomat dengan akurasi rata-rata 99,10%. Penelitian ini membuktikan bahwa ResNet-152 mampu dalam mendeteksi penyakit daun tomat dan dapat membantu petani mengidentifikasi penyakit secara cepat dan akurat. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam.

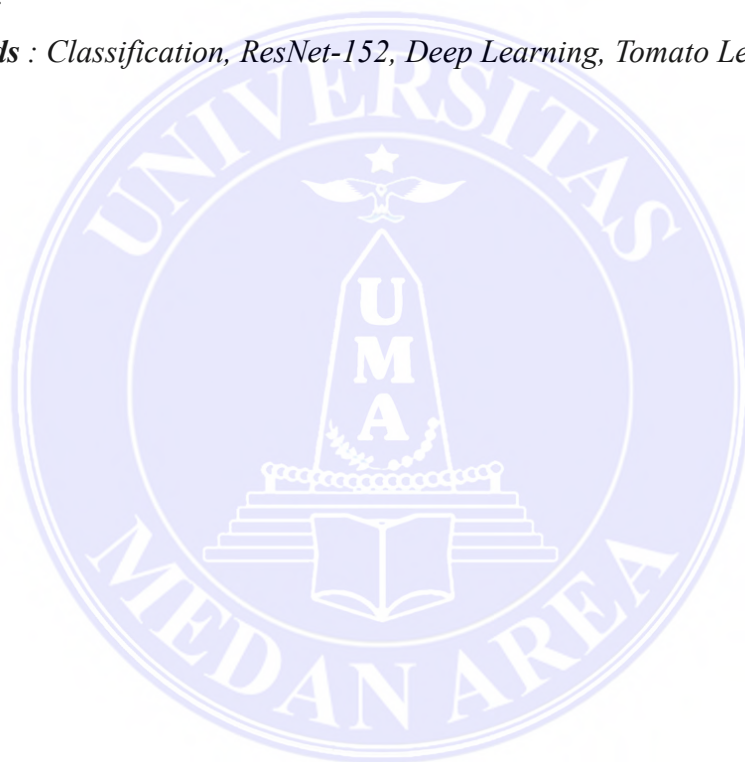
Kata Kunci : Klasifikasi, Deep Learning, ResNet-152, Penyakit Daun Tomat



ABSTRACT

Leaf diseases in tomato plants can significantly reduce crop yields, making rapid and accurate identification essential. This research aimed to classify leaf diseases in tomato plants using a deep learning model with a ResNet-152 architecture. The dataset used in this research consisted of 10,000 tomato leaf images, including nine types of diseases and one healthy category, sourced from Kaggle. The data was divided into three parts: train, validation, and test. The model was evaluated using a confusion matrix to calculate accuracy, precision, recall, and F1-score. The results showed that ResNet-152 can classify tomato leaf diseases with an average accuracy of 99.10%. This research demonstrated that ResNet-152 is capable of detecting tomato leaf diseases and can assist farmers in identifying diseases quickly and accurately. Future studies are recommended to use larger and more diverse datasets.

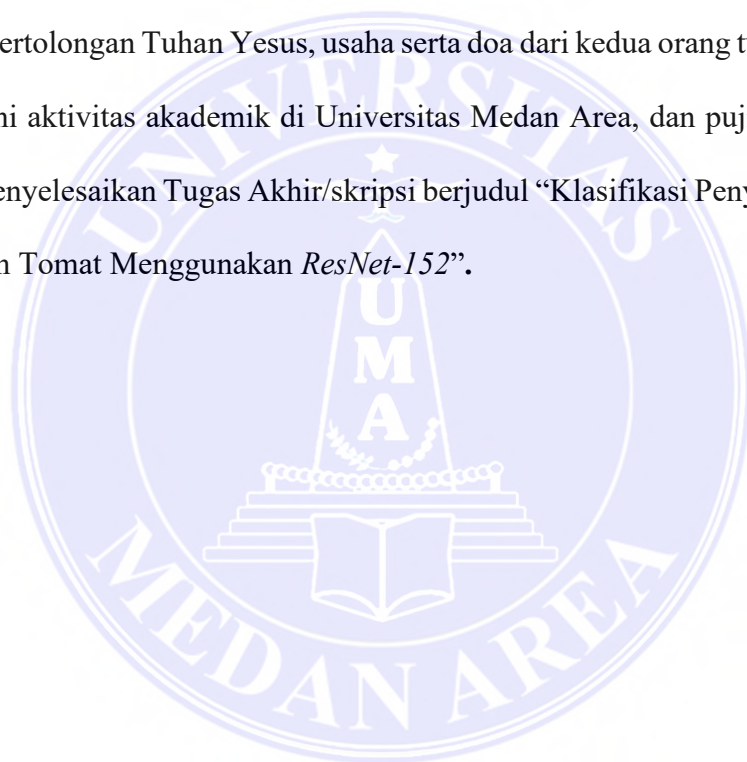
Keywords : *Classification, ResNet-152, Deep Learning, Tomato Leaf Disease*



RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap SIMON PALTU NAPITUPULU, lahir di Balige, Kabupaten Toba, Sumatera Utara pada 16 November 1998 anak kedua dari 2 bersudara dari ayah ROBERT NAPITUPULU dan Ibu TIMORIA PAKPAHAN. Tahun 2017 penulis lulus dari SMA BINTANG TIMUR BALIGE, Toba, Sumatera Utara. Dan pada 2020 terdaftar sebagai mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.

Berkat pertolongan Tuhan Yesus, usaha serta doa dari kedua orang tua penulis dapat menjalani aktivitas akademik di Universitas Medan Area, dan puji Tuhan penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir/skripsi berjudul “Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Tomat Menggunakan *ResNet-152*”.



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, atas berkat dan karunianya kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi. Serta penulis mengucapkan syukur telah diberikan pengetahuan, kesehatan, pengalaman dan kesempatan untuk menyelesaikan skripsi tugas akhir ini. Skripsi Tugas Akhir ini berjudul “Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Tomat Menggunakan *ResNet-152*”. Skripsi ini dapat dikatakan sebagai prasyarat yang harus di selesaikan setiap mahasiswa untuk menyelesaikan pendidikan di Fakultas Teknik dari Universitas Medan Area.

Penulisan menyadari sepenuhnya bahwa Tugas Akhir ini dapat diselesaikan karena bantuan banyak pihak, oleh karena itu penulis menyampaikan rasa terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc., selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr. Eng. Supriatno, S.T., M.T. selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom., selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika
4. Muhathir ST, M.Kom Selaku Dosen Pembimbing saya yang telah membimbing, mengarahkan, dan memberikan motivasi kepada penulis dalam proses menyelesaikan skripsi ini.
5. Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Medan Area yang selama ini telah membekali penulis dengan ilmu yang sangat bermanfaat.

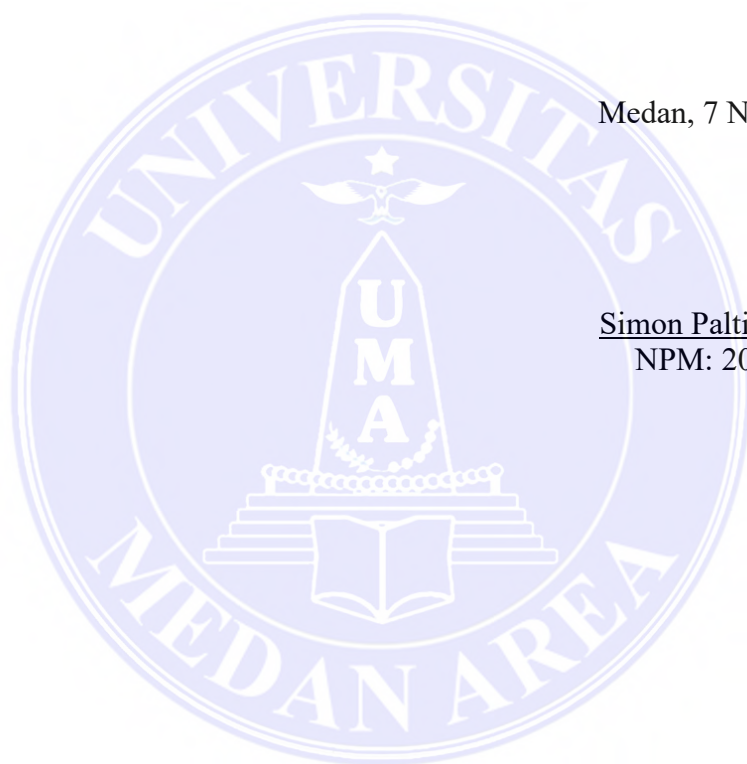
6. IT Support Teknik Informatika bang Robby Kurniawan Sari Damanik, ST yang telah banyak membantu penulis dalam menyiapkan pemberkasan yang diperlukan dari awal sampai selesai.
7. Orang Tua saya, Timoria Pakpahan selaku ibu saya, yang telah mengkuliahkan saya sampai selesai yang selalu mendoakan dan memberi dukungan secara moral maupun material serta memberi semangat yang tiada henti demi kesuksesan penulis.
8. Almarhum ayah tercinta, Robert Napitupulu, yang meskipun telah tiada, doanya selalu menyertai setiap langkah penulis. Semoga karya ini dapat menjadi kebanggaan baginya di tempat peristirahatan abadi.
9. Istri tercinta saya, Riska Betsaba Sihotang dan anak kami Satria Daniel Halomoan Napitupulu yang selalu mendukung dan mendoakan serta menjadi sumber inspirasi, motivasi, dan kebahagiaan selama proses penyusunan skripsi ini.
10. Abang saya, Budiman Napitupulu yang selalu memberikan dukungan moral dan semangat bagi penulis.
11. Teman baik saya, Alfonsus Siagian yang memberikan dukungan moral dan bantuan selama penulisan skripsi ini.
12. Teman-teman Teknik Informatika 2020, terima kasih atas persahabatan dan persaudaraannya selama ini. Semoga Tuhan memudahkan untuk menyelesaikan study S-1 ini.
13. Dan yang paling terakhir dan paling penting saya mengucapkan terima kasih kepada diri saya sendiri yaitu Simon Palti Napitupulu yang telah berusaha kuat sejauh ini walaupun banyak takut dan mengeluhnya tetapi tidak

berhenti berusaha dan berjuang. Semoga kedepannya menjadi seorang yang sukses dan menggapai cita-cita, Amin.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun yang penulis harapkan demi kesempurnaan skripsi ini. Penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat baik untuk kalangan Pendidikan maupun Masyarakat. Akhir kata penulis ucapkan terima kasih.

Medan, 7 November 2024

Simon Palti Napitupulu
NPM: 208160028



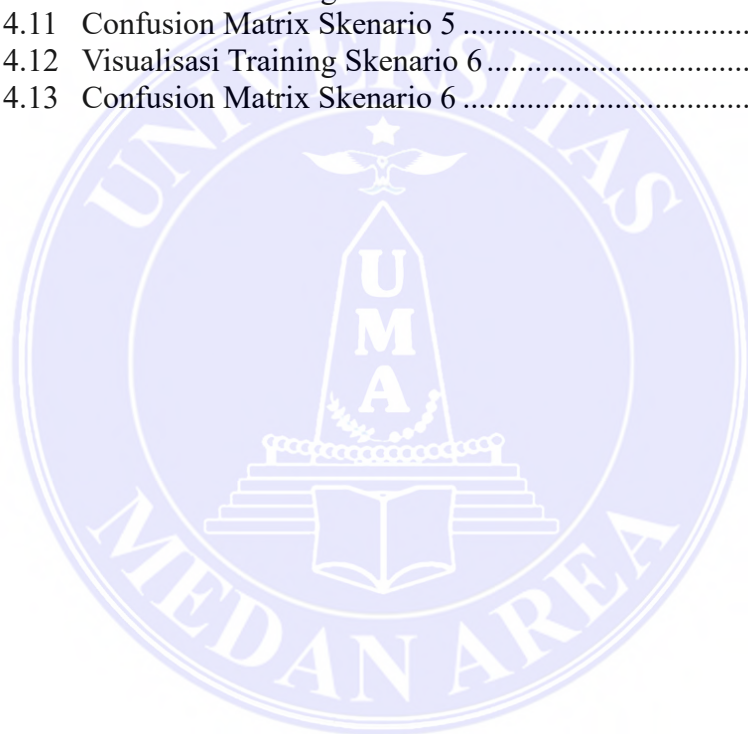
DAFTAR ISI

ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
RIWAYAT HIDUP	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Tanaman Tomat	5
2.1.1 Penyakit Tanaman Tomat	6
2.2 Deep Learning	10
2.3 Residual Network (ResNet)	11
2.4 Resnet-152	12
2.5 Penelitian Terdahulu	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1 Alur Metodologi Penelitian	21
3.2 Metode Evaluasi	24
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	27
4.1 Informasi Data	27
4.1.1 Skenario Pengujian ResNet-152	27
4.2 Training Skenario 1	28
4.2.1 Visualisasi Training Skenario 1	28
4.2.2 Confusion Matrix Skenario 1	29
4.2.3 Hasil Evaluasi Skenario 1	30
4.3 Training Skenario 2	31

4.3.1 Visualisasi Training Skenario 2	31
4.3.2 Confusion Matrix Skenario 2.....	32
4.3.3 Hasil Evaluasi Skenario 2	33
4.4 Training Skenario 3	34
4.4.1 Visualisasi Training Skenario 3	34
4.4.2 Confusion Matrix Skenario 3.....	35
4.4.3 Hasil Evaluasi Skenario 3	36
4.5 Training Skenario 4	37
4.5.1 Visualisasi Training Skenario 4	37
4.5.2 Confusion Matrix Skenario 4.....	38
4.5.3 Hasil Evaluasi Skenario 4.....	39
4.6 Training Skenario 5	40
4.6.1 Visualisasi Training Skenario 5	41
4.6.2 Confusion Matrix Skenario 5.....	42
4.6.3 Hasil Evaluasi Skenario 5	43
4.7 Training Skenario 6	43
4.7.1 Visualisasi Training Skenario 6	44
4.7.2 Confusion Matrix Skenario 6.....	45
4.7.3 Hasil Evaluasi Skenario 6	46
4.8 Pembahasan	47
BAB V PENUTUP.....	55
5.1 Kesimpulan.....	55
5.2 Saran	55
DAFTAR PUSTAKA	57
LAMPIRAN.....	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Contoh Jaringan ResNet	12
Gambar 3.1	Alur Penelitian.....	21
Gambar 4.1	Sampel Tanaman Tomat	27
Gambar 4.2	Visualisasi Training Skenario 1	28
Gambar 4.3	Confusion Matrix Skenario 1	29
Gambar 4.4	Visualisasi Training Skenario 2	31
Gambar 4.5	Confusion Matrix Skenario 2	32
Gambar 4.6	Visualisasi Training Skenario 3	34
Gambar 4.7	Confusion Matrix Skenario 3	35
Gambar 4.8	Visualisasi Training Skenario 4	37
Gambar 4.9	Confusion Matrix Skenario 4	38
Gambar 4.10	Visualisasi Training Skenario 5	41
Gambar 4.11	Confusion Matrix Skenario 5	42
Gambar 4.12	Visualisasi Training Skenario 6	44
Gambar 4.13	Confusion Matrix Skenario 6	45



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Penyakit Daun Tanaman Tomat.....	6
Tabel 2.2	Arsitektur dan Lapisan ResNet-152	13
Tabel 2.3	Penelitian Terdahulu	14
Tabel 3.1	Pembagian Dataset	22
Tabel 3.2	Hyperparameter	24
Tabel 3.3	Confusion Matrix.....	24
Tabel 4.1	Skenario Pengujian ResNet-152.....	27
Tabel 4.2	Hasil Evaluasi Skenario 1	30
Tabel 4.3	Hasil Evaluasi Skenario 2.....	33
Tabel 4.4	Hasil Evaluasi Skenario 3	36
Tabel 4.5	Hasil Evaluasi Skenario 4.....	39
Tabel 4.6	Hasil Evaluasi Skenario 5.....	43
Tabel 4.7	Hasil Evaluasi Skenario 6.....	46



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tanaman tomat (*Solanum lycopersicum*) merupakan tanaman yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan penting untuk kesehatan manusia, karena kandungan nutrisinya yang beragam seperti vitamin A, vitamin C, dan likopen (Sigitta et al., 2023). Produksi tomat sering mengalami fluktuasi yang dipengaruhi oleh faktor cuaca, hama, dan penyakit, seperti yang tercatat dalam data statistik di Badan Pusat Statistik (Kulu et al., 2022).

Penyakit pada tanaman tomat, khususnya yang menyerang daun, memiliki dampak yang signifikan terhadap hasil panen. Identifikasi visual penyakit pada daun tanaman tomat sering kali sulit dan memakan waktu, mengakibatkan ketidakakuratan dalam diagnosis (Khultsum & Subekti, 2021).

Di era teknologi canggih saat ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dalam berbagai industri dan membantu manusia menyelesaikan masalah sehari-hari (Putri, 2021). Dalam menghadapi tantangan ini, penggunaan teknologi deep learning menawarkan solusi potensial untuk meningkatkan efisiensi dalam identifikasi penyakit daun tomat berdasarkan citra, memungkinkan pengendalian yang lebih tepat (Ridhovan & Suharso, 2022). Adapun jenis penyakit daun tomat yang akan diklasifikasi adalah sebanyak 9 kategori yaitu, Tomato Mosaic Virus, Target Spot, Bacterial Spot, Tomato Yellow Leaf Curl Virus, Leaf Blight, Leaf Mold, Early Blight, Spider Mites Two Spotted Spider Mite, Septoria Leaf Spot.

Telah banyak penelitian klasifikasi penyakit daun pada tanaman tomat seperti menurut (A. D. Saputra et al., 2023) menyatakan bahwa EfficientNet B3 memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan GoogleNet dalam mengklasifikasi penyakit daun pada tanaman tomat. Menurut (Trivedi et al., 2021) membahas model jaringan saraf tiruan mendalam untuk mengidentifikasi penyakit pada daun tomat dengan akurasi dengan tingkat akurasi 98,49%. Menurut (Anton et al., 2021) membahas penyakit pada daun tomat dengan akurasi 99% menggunakan GLCM . Menurut (Arifin et al., 2024) menyatakan Model Xception berhasil mengidentifikasi penyakit daun tomat dengan akurasi total 85.84%. Dalam (Wahid et al., 2021) menyatakan dengan menggunakan arsitektur InceptionV4 memperoleh akurasi 90% dalam mengidentifikasi jenis penyakit daun tomat. (El Mirzaq & Halilintar, 2021) membahas penyakit daun tomat menggunakan sistem pakar certainty factor dengan tingkat akurasi 95%.

Banyak penelitian yang sudah menggunakan ResNet152 untuk klasifikasi seperti yang diteliti oleh (Gadre et al., 2023) dalam klasifikasi limbah penggunaan arsitektur ResNet-152, telah menunjukkan kemampuan untuk mencapai tingkat akurasi yang tinggi pada berbagai dataset limbah. Dalam (Digdoyo et al., 2022) pada pendeteksian tumor otak menggunakan arsitektur ResNet152 mampu mencapai akurasi 96%. Dalam (Hastomo, 2021) mengatakan bahwa hasil eksperimen menggunakan arsitektur ResNet-152 untuk memprediksi jenis penyakit covid pada citra Chest X-Ray memperoleh akurasi 99% secara keseluruhan. (T. Saputra & Al-Rivan, 2023) mengatakan bahwa model dengan arsitektur ResNet-152 secara keseluruhan memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan AlexNet dalam mengklasifikasi jenis kanker kulit. Menurut (Prasetyo & Ichwan, 2021)

mengatakan bahwa arsitektur ResNet-152 dapat memperoleh tingkat akurasi 89,3% dalam pendeteksian penyakit Pneumonia.

Berdasarkan penelitian tentang tomat (tabel 2.3), klasifikasi penyakit daun pada tanaman tomat memiliki ciri khas yang unik untuk setiap kategorinya serta belum pernah diteliti menggunakan ResNet-152. Maka dalam penelitian ini akan memanfaatkan keunggulan dari model ResNet-152 untuk mengklasifikasi penyakit daun pada tanaman tomat.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka yang menjadi rumusan masalah dalam penelitian ini adalah: Bagaimana kinerja ResNet-152 dalam mengklasifikasi jenis penyakit daun pada tanaman tomat.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini antara lain sebagai berikut :

1. Hanya mengklasifikasi penyakit daun tanaman tomat.
2. Adapun sumber data yang diperoleh dari Kaggle yang terdiri dari 9 jenis penyakit dan 1 tanaman yang sehat.
3. Klasifikasi penyakit tanaman tomat menggunakan arsitektur *ResNet*-152.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengenali jenis penyakit pada tanaman tomat melalui analisis citra daun dengan menggunakan teknologi deep learning dengan model ResNet-152.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah :

1. Penelitian ini dapat menentukan jenis penyakit tanaman tomat berdasarkan dari citra daun
2. Menjadi referensi bagi peneliti lain yang menggunakan metode ResNet-152.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tanaman Tomat

Tanaman tomat adalah salah satu tanaman hortikultura yang bermanfaat bagi kesehatan tubuh. Tomat mengandung berbagai nutrisi penting seperti mineral, kalium, antioksidan, vitamin, dan zat-zat lainnya (Adellia et al., 2022). Buah tomat memiliki beragam penggunaan, seperti sebagai sayuran, bumbu masakan, buah meja, minuman, serta bahan baku dalam industri, seperti pembuatan saus, pewarna makanan, dan kosmetik. Selain itu, tomat juga merupakan sumber gizi yang baik. Setiap 100 gram buah tomat matang mengandung sekitar 20 kalori, 1 gram protein, 0,3 gram lemak, 4,2 gram karbohidrat, 1500 SI (satuan internasional) vitamin A, 0,06 mg vitamin B, 40 mg vitamin C, 5 mg kalsium, 26 mg fosfor, 0,5 mg besi, dan 94 gram air (Hadi & Sita, 2018).

Tanaman tomat tumbuh tingginya mencapai 2-3 meter dan terdiri dari beberapa bagian, termasuk biji, akar, batang, daun, dan bunga. Batang tomat memiliki ciri khas berbentuk bulat dan ditutupi oleh bulu halus di seluruh permukaannya. Batang pada tanaman muda terasa lembut, sedangkan pada tanaman yang sudah dewasa, teksturnya menjadi keras. Daunnya berwarna hijau dengan permukaan yang halus, memiliki panjang sekitar 20-30 cm dan lebar 15-20 cm, dengan tangkai daun yang bulat dan panjangnya sekitar 7-10 cm serta ketebalan 0,3-0,5 cm. Akar tomat berbentuk serabut dan mampu menembus lapisan tanah hingga kedalaman 30-70 cm. Bunganya berwarna kuning, dan jumlahnya bervariasi tergantung pada jenis tomat, umumnya berkisar antara 5-10 bunga per pohon. Buah tomat memiliki berbagai bentuk, seperti bulat, bulat pipih, bulat lonjong, dan oval.

Biji tomat berwarna putih, cokelat pucat, atau kuning, berbentuk pipih, dan tertutup oleh daging buah serta berbulu (Adellia et al., 2022).



2.1.1 Penyakit Tanaman Tomat



Penyakit pada tanaman tomat dapat disebabkan oleh jamur, bakteri, atau virus. Gejala penyakit ini sering kali terlihat dari perubahan bentuk dan warna daun. Umumnya, petani mengenali gejala ini secara visual dan mengambil tindakan tanpa mengetahui cara penanganan yang tepat. Oleh karena itu, dibutuhkan bantuan teknologi pengolahan citra yang mampu mengidentifikasi penyakit pada tanaman tomat berdasarkan bentuk dan warna daun (Alviansyah et al., 2017). Ada beberapa penyakit yang mempengaruhi daun tanaman tomat antara lain, yaitu :

Tabel 2.1 Penyakit Daun Tanaman Tomat

No	Nama Penyakit	Gambar	Keterangan
1	<i>Bacterial Spot</i> (Bercak Bakteri)		BST adalah penyakit pada tomat disebabkan oleh bakteri <i>Xanthomonas</i> , menyebabkan lesi gelap pada daun dan buah. Gejalanya termasuk lesi kecil pada daun, batang, dan jaringan infloresen, berpotensi merusak hasil panen (Soto-Caro et al., 2023).

2	<i>Early Blight</i> (Bercak Daun)		Penyakit bercak daun pada tomat disebabkan oleh jamur <i>Alternaria solani</i> . Ini umum terjadi setiap musim, terutama di daerah yang lembap, dan dapat merusak daun, buah, dan batang, mengakibatkan penurunan hasil panen (Rasool et al., 2021).
3	<i>Late Blight</i> (Busuk Daun)		<i>Late blight</i> pada tomat disebabkan oleh <i>Phytophthora infestans</i> , ancaman global bagi pertanian. Gejalanya meliputi bercak cokelat pada daun yang berkembang menjadi lesi berair. Serangan ini cepat merusak tanaman, menyebabkan layu dan kerugian produksi besar (Mazumdar et al., 2021).
4	<i>Leaf Mold</i> (Jamur Daun)		<i>Leaf Mold</i> atau penyakit jamur daun biasanya menyerang tomat di rumah kaca atau lingkungan lembap. Disebabkan oleh jamur <i>Cladosporium fulvum</i> , gejalanya termasuk bercak kuning atau hijau

			<p>pucat pada daun yang berkembang menjadi cokelat atau hitam di bagian bawah tanaman.</p>
5	<p><i>Septoria Leaf Spot</i> (Bercak Daun Septoria)</p>		<p>Penyakit utama pada tanaman tomat adalah <i>septoria leaf spot</i>. Disebabkan oleh jamur <i>Septoria Lycopersici</i> Speg, gejalanya termasuk bercak kecil berisi cairan yang berkembang menjadi bercak melingkar dengan diameter sekitar 0,30 cm pada daun tanaman tomat (Muchtart et al., 2021).</p>
6	<p><i>Spider Mites Two Spotted Spider Mite</i> (Kutu Laba-Laba Berbintik Dua)</p>		<p>Kutu laba-laba berbintik dua adalah hama sekunder pada tanaman tomat. Mereka dapat menyebabkan kerusakan serius dengan menghisap cairan jaringan daun, yang mengakibatkan daun menguning, mengering, bahkan mati (Zanin et al., 2018).</p>
7	<p><i>Target Spot</i> (Bintik Bercak)</p>		<p>Penyakit <i>target spot</i> pada tomat disebabkan oleh <i>Corynespora cassicola</i>, jamur multitrif yang umum di daerah tropis dan subtropis.</p>

			Ini dapat menginfeksi daun dan buah, seringkali menyebabkan kerugian hasil yang besar dalam kondisi lingkungan yang mendukung (Sierra-Orozco et al., 2024).
8	<i>Tomato Mosaic Virus</i> (Virus mozaik tomat)		Tomato mosaic virus, tobamovirus berbasis RNA, stabil dan umum secara global. Gejala infeksi meliputi pola mozaik pada daun, keriting, dan pematangan buah yang tidak teratur. Penularannya melalui metode mekanis, penyambungan, dan biji (Sierra-Orozco et al., 2024).
9	<i>Tomato Yellow Leaf Curl Virus</i> (TYLCV)		<i>Tomato Yellow Leaf Curl Virus</i> (TYLCV) adalah Geminivirus yang menyebabkan kerugian ekonomi besar pada tomat. TYLCV termasuk dalam Genus Begomovirus dan memiliki partikel quasi-isometrik geminate dengan ukuran sekitar 20-30nm (Hussain et al., 2024).

2.2 Deep Learning

Deep Learning merupakan sub-bidang dalam kecerdasan buatan dan machine learning, di mana jaringan saraf tiruan dan algoritmanya terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia, dan mempelajari pola-pola kompleks dari sejumlah besar data. Deep learning menggunakan jaringan saraf tiruan yang terdiri dari lapisan-lapisan untuk mencapai akurasi tinggi dalam berbagai tugas, seperti deteksi objek, pengenalan suara, dan terjemahan bahasa. Selain itu, keunggulan deep learning terletak pada fleksibilitas arsitekturnya, yang memungkinkannya untuk belajar langsung dari data mentah dan meningkatkan akurasi prediksi saat diberikan lebih banyak data (Rosalina & Wijaya, 2020).

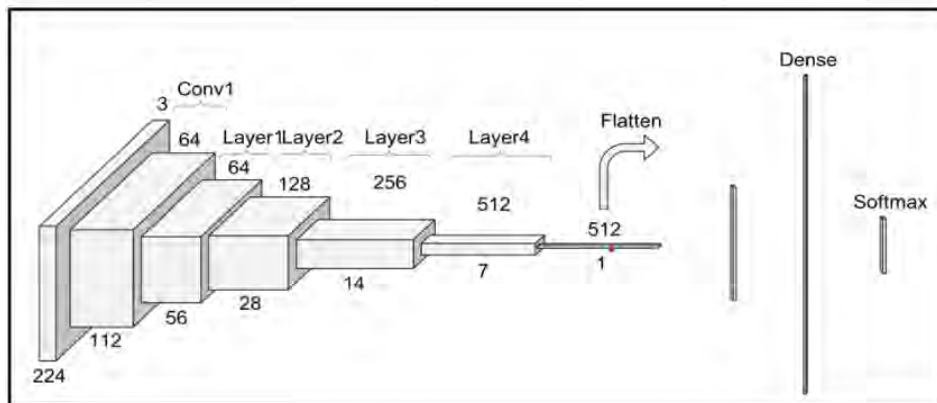
Dalam bidang machine learning, terdapat teknik untuk mengekstraksi fitur dari data pelatihan dan algoritma pembelajaran khusus untuk mengklasifikasi citra atau mengenali suara. Namun, metode ini masih memiliki beberapa kelemahan terutama dalam hal kecepatan dan akurasi. Konsep ini terus berkembang hingga deep learning menjadi semakin populer di kalangan komunitas riset dan industri, digunakan untuk mengatasi berbagai tantangan data besar seperti pengenalan pola dalam *Computer Vision*, *Speech Recognition*, dan *Natural Language Processing*. *Deep learning* merupakan salah satu teknik dalam machine learning yang memiliki arsitektur yang lebih kompleks dibandingkan dengan teknik machine learning lainnya dalam menangani masalah prediksi atau klasifikasi. Arsitektur umum dalam deep learning meliputi *Deep Neural Network (DNN)*, *Deep Belief Network (DBN)*, dan *Deep Convolutional Network (DCN)* (Himawan et al., 2022).

Feature Engineering merupakan salah satu aspek utama dalam *Deep Learning* yang bertujuan untuk mengekstraksi pola yang signifikan dari data, sehingga

memungkinkan model untuk membedakan antar kelas dengan lebih baik. *Feature Engineering* juga dianggap sebagai teknik kunci untuk mencapai hasil yang optimal dalam tugas prediksi. Namun, sulit untuk dipelajari dan dikuasai karena kumpulan data dan setiap jenis data yang berbeda memerlukan pendekatan teknik yang berbeda juga. Algoritma yang dimanfaatkan dalam *Feature Engineering* mampu mengidentifikasi pola umum yang signifikan untuk membedakan antara kelas-kelas tertentu. Dalam konteks *Deep Learning*, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) sangat efektif dalam mengekstraksi fitur yang berkualitas dari citra dan mengalirkan informasi tersebut ke lapisan-lapisan berikutnya untuk membentuk hipotesis nonlinier yang dapat meningkatkan kompleksitas model. Model yang kompleks memerlukan waktu pelatihan yang cukup lama, sehingga penggunaan GPU sudah menjadi kebiasaan umum dalam dunia *Deep Learning* (Pujoseno, 2018).

2.3 Residual Network (ResNet)

ResNet meraih kemenangan dalam ILSVRC pada tahun 2015 dengan memperkenalkan arsitektur jaringan saraf berbasis residu yang terdiri dari 152 lapisan, menawarkan pengurangan kompleksitas dibandingkan dengan VGGNet. Tingkat kesalahan yang dicapai oleh model ini adalah 3,57%, dengan tujuan untuk melampaui kinerja manusia dalam dataset yang digunakan (PRASETYO & ICHWAN, 2021).



Gambar 2.1 Contoh Jaringan ResNet (PRASETYO & ICHWAN, 2021)

Residual Network atau yang sering disebut dengan ResNet, dikembangkan oleh He et al. pada 2016. ResNet adalah arsitektur jaringan yang mengatasi masalah pelatihan jaringan mendalam dengan menerapkan skip connection. Keuntungan utamanya adalah kinerjanya yang tidak menurun dengan peningkatan kedalaman arsitektur, sambil membuat komputasi lebih ringan dan pelatihan jaringan lebih baik. ResNet memiliki kinerja lebih baik dalam klasifikasi gambar dibandingkan dengan model lain (Sarwinda et al., 2021).

2.4 Resnet-152

ResNet-152 adalah salah satu varian terdalam dari arsitektur *ResNet* yang terkenal dengan kemampuannya dalam menangani masalah hilangnya gradien dan mengekstraksi fitur yang kompleks. Arsitektur ini memiliki keunggulan dibandingkan dengan arsitektur lama seperti *VGG* atau *AlexNet* dalam hal menangkap fitur yang rumit dan halus, yang sangat penting untuk tugas klasifikasi yang memerlukan pemahaman detail yang mendalam tentang gambar. Keunggulan utamanya terletak pada strukturnya yang lebih dalam, yang memungkinkan pembelajaran fitur yang lebih abstrak dan lebih kompleks. Dengan memiliki lebih banyak lapisan, *ResNet-152* mampu mengekstraksi informasi yang lebih kaya dan

relevan dari data gambar, sehingga meningkatkan kualitas dan ketepatan klasifikasi. Selain itu, penggunaan *skip connections* dalam arsitektur *ResNet-152* membantu mengatasi masalah hilangnya gradien, yang sering terjadi saat melatih jaringan yang sangat dalam. Hal ini memungkinkan *ResNet-152* untuk menjadi salah satu pilihan yang ideal untuk tugas-tugas klasifikasi yang memerlukan analisis gambar yang mendalam dan akurat (Mohammed Mutahar et al., 2024).

Tabel 2.2 Arsitektur dan Lapisan ResNet-152

layer name	output size	152-layer
conv1	112 x 112	7 x 7, 64, stride 2
conv2_x	56 x 56	3 x 3 max pool, stride 2
		$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	28 x 28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4_x	14 x 14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 36$
conv5_x	7 x 7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1 x 1	Average pool, fc, softmax
FLOPs		11.3×10^9

Setiap layer memiliki jumlah kedalaman konvolusi yang berbeda. salah satunya pada *ResNet-152*. Tahap pertama dilakukan operasi konvolusi dengan ukuran 7 x 7 menggunakan 64 filter dengan pergeseran pixel sebesar 2 *stride*

(kolom). Kemudian, pada tahap kedua, dilakukan proses *max pooling* dengan matriks ukuran 3x3 dan pergeseran pixel sebesar 2 *stride*. Pada tahap ketiga, dilakukan operasi konvolusi menggunakan matriks 1x1 dengan 64 filter, matriks 1x1 dengan 64 filter, matriks 3x3 dengan 64 filter, dan matriks 1x1 dengan 256 filter. Tahap ketiga ini diulang sebanyak 3 kali. Proses ini terus dilakukan hingga mencapai tahap *conv5_x* dalam *ResNet* dengan total 152 *layer*, yang menghasilkan *feature map* atau bobot untuk deteksi objek berdasarkan dataset yang digunakan (Syifa & Dewi, 2022).

2.5 Penelitian Terdahulu

Berikut ini referensi dari penelitian-penelitian terdahulu mengenai pengklasifikasian penyakit daun pada tanaman tomat dan juga penelitian yang menggunakan arsitektur ResNet-152.

Tabel 2.3 Penelitian Terdahulu

No	Referensi	Metode	Data	Temuan
1	(A. D. Saputra et al., 2023)	GoogleNet, EfficientNet	Jumlah Data : 7000 Gambar Jenis Data : Bacterial Spot, Early Blight, Late Blight, Leaf Mold, Powdery Mildew, Septoria Leaf Spot, Spider	<i>EfficientNet B3</i> memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan <i>GoogleNet</i> , dengan nilai masing-masing sebesar 99,94% dan 98,10%.

			Mites Two Spotted Spider Mite, Target Spot, Tomato Mosaic Virus, Tomato Yellow Leaf Curl Virus	
2	(Trivedi et al., 2021)	High-Performance Deep Neural Network	Jumlah Data : 3000 Gambar Jenis Data : Bacterial Spot, Early Blight, Late Blight, Leaf Mold, Septoria Leaf Spot, Spider Mites, Tomato Mosaic Virus, Tomato Yellow Leaf Curl Virus, Tomato Healthy	Model jaringan saraf yang diusulkan mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit daun tomat dengan tingkat akurasi sebesar 98,49%, yang merupakan hasil yang lebih baik daripada model lain yang dibandingkan, seperti <i>VGG</i> dan <i>ResNet</i>
3	(Anton et al., 2021)	Gray-Level Co-occurrence Matrix and	Jumlah Data : 16012 Jenis Data : T. Spot, Mosaic,	Sistem identifikasi gambar penyakit daun tomat berdasarkan ekstraksi fitur momen

		Color (GLCM)	YLCV, B. Spot, Early B, Late B, Leaf Mold, SL. Spot, SMT. Spotted, Healthy	warna dan fitur tekstur dengan <i>GLCM</i> dengan klasifikasi CNN berhasil mengidentifikasi jenis-jenis penyakit yang ditemukan pada daun tomat. Hasil identifikasi menunjukkan akurasi sebesar 99% dalam mendeteksi penyakit daun tomat, dengan jumlah gambar yang berhasil diidentifikasi untuk setiap jenis penyakit dan gambar yang sehat
4	(Arifin et al., 2024)	Xception	Jumlah Data 300 Gambar Jenis Data : Early B, Late B, Healthy	Model Jaringan Saraf Konvolusi (<i>CNN</i>) yang diimplementasikan menggunakan model Xception berhasil

				mencapai tingkat akurasi sebesar 85,84% dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit pada daun tomat
5	(Wahid et al., 2021)	Inception V4	Jumlah Data 2000 Jenis Data : Late blight, Mosaic Virus, Spider Mites, Septoria Leaf Spot, Leaf Mold, Target Spot, Yellow Leaf Curl Virus, Healthy, Early Blight, Bacterial Spot	Meskipun model klasifikasi menggunakan arsitektur <i>InceptionV4</i> berhasil mencapai akurasi sebesar 90% dalam mengidentifikasi jenis penyakit daun tomat, validasi akurasi dari model pelatihan masih menunjukkan ketidak-konsistensi
6	(Gadre et al., 2023)	<i>ResNet-152</i>	Jumlah Data 2527 Gambar Jenis Data : Plastik, Logam,	Penggunaan <i>ResNet</i> , terutama melalui arsitektur <i>ResNet-152</i> , dalam klasifikasi

			Kaca, Kardus dan Sampah Campuran.	limbah telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam mengidentifikasi dan membedakan berbagai jenis material limbah dengan akurat
8	(Digdoyo et al., 2022)	<i>Resnet-152</i>	Jumlah Data : 2870 Jenis Data : Glioma, Meningioma, No Tumor, Pituitary	Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik dalam klasifikasi tumor otak menggunakan model yang dikembangkan. Dari pengujian, diperoleh nilai akurasi sebesar 96%, dengan nilai akurasi tiap kelas sebagai berikut: glioma (97%), meningioma (95%),

				no_tumor (98%), dan pituitary (96%).
9	(Hastomo, 2021)	<i>ResNet-152</i>	Jumlah Data 10000 Jenis Data: Covid-19, Normal, Lung Opacity, Viral Pneumonia	Eksperimen menggunakan <i>ResNet-152</i> untuk memprediksi <i>COVID-19</i> dan pneumonia dari citra <i>Chest X-Ray</i> menghasilkan hasil yang sangat baik, dengan presisi tiap kelas lebih dari 95% dan akurasi keseluruhan mencapai 99%
10	(T. Saputra & Al-Rivan, 2023)	<i>ResNet-152</i> dan <i>AlexNet</i>	Jumlah Data 25331 Citra Jenis Data Melanocytic Nevus, Benign Keratosi, Dermatofibroma, Melanoma, Basal Cell	Model menggunakan arsitektur <i>ResNet-152</i> dan <i>AlexNet</i> dapat digunakan untuk mengklasifikasikan jenis kanker <i>benign</i> dan <i>malignant</i> dengan baik

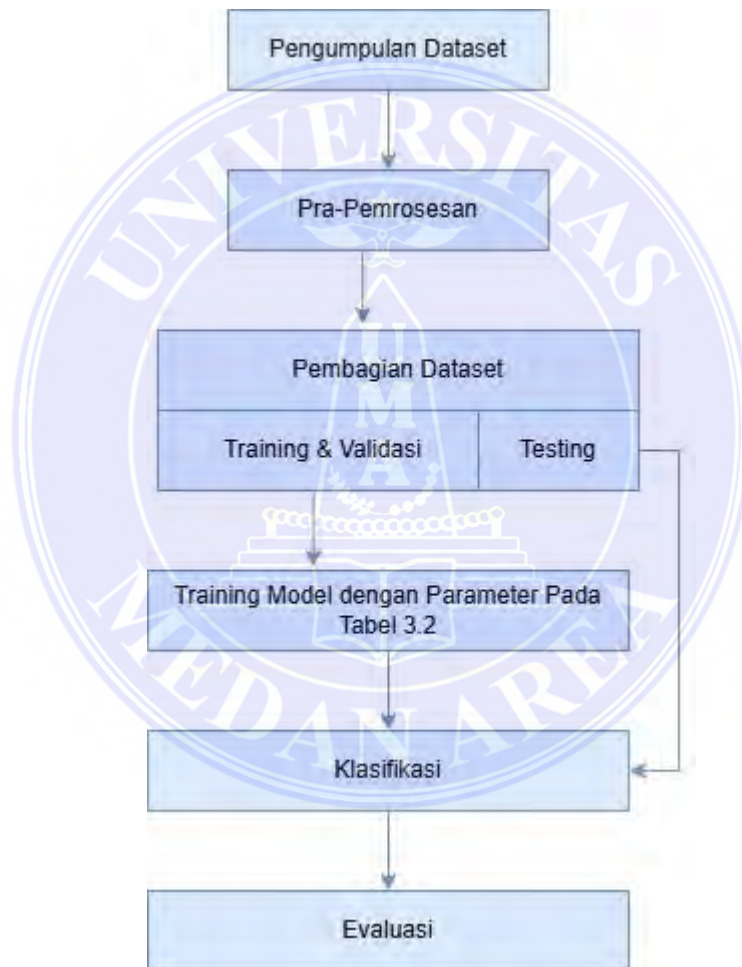
			<p>Carcinoma, Actinic Keratosi, Vascular Lesion , dan Squamous Cell Carcinoma</p>	
11	(PRASETYO & ICHWAN, 2021)	<p><i>Residual Network 50</i> <i>Residual Network 152</i></p>	<p>Jumlah Data : 3,468 Gambar Jenis Data : Pneumonia dan Normal</p>	<p>Hasil pengujian menunjukkan bahwa <i>ResNet-152</i> mencapai nilai rata-rata terbaik dengan akurasi 89,3%, presisi 88,8%, recall 89,6%, dan f-measure 89% dengan menggunakan epoch 150, learning rate 0,0001, dan optimizer Adam</p>

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alur Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan terdiri dari pengumpulan dataset, membangun model klasifikasi, *training*, model klasifikasi, *testing*, dan perhitungan performa. Gambar 3.1 menunjukkan alur metode penelitian



Gambar 3.1 Alur Penelitian

Adapun penjelasan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini diambil dari situs Kaggle.com yang terdiri dari data jenis penyakit tanaman tomat. Dengan jumlah data sebanyak 10.000 citra daun tomat yang terdiri dari 10 kelas yang terdiri dari 9 jenis kelas penyakit tanaman tomat dan 1 tanaman sehat. dengan masing-masing kelas sebanyak 1.000 citra daun.

2. Pembagian Dataset

Dataset akan dibagi menjadi 3 yaitu *training* (pelatihan) yang merupakan untuk melatih model data *testing* (pengujian) untuk mengetahui performa model selama proses training dan data *validation* (validasi) untuk menguji performa model secara objektif.

Dataset dibagi menjadi 80% training, 10% validation dan 10% untuk data testing. Proses penyimpanan data secara manual dan disimpan di lokal.

Tabel 3.1 Pembagian Dataset

No	Kelas	Jumlah Data	Dataset		
			Training 80%	Validation 10%	Testing 10%
1	Bacterial Spot	1000	800	100	100
2	Early Blight	1000	800	100	100
3	Healthy	1000	800	100	100

4	Late Blight	1000	800	100	100
5	Leaf Mold	1000	800	100	100
6	Septoria Leaf Spot	1000	800	100	100
7	Spider Mites Two Spotted Spider Mite	1000	800	100	100
8	Target Spot	1000	800	100	100
9	Mosaic Virus	1000	800	100	100
10	Yellow Leaf Curl Virus	1000	800	100	100

3. Augmentasi

Dataset yang telah melalui tahap preprocessing kemudian diproses lebih lanjut dengan augmentasi data, yang bertujuan untuk menambah variasi dalam dataset. Proses augmentasi ini dilakukan melalui berbagai teknik, seperti *rescale*, memutar citra (*rotation*), menggeser sudut gambar (*width shift* dan *height shift*), memiringkan gambar (*shear*), memperbesar gambar (*zoom*), serta melakukan pencerminan secara horizontal (*flipping*).

4. Hyperparamete

Selama proses training, ada beberapa parameter yang digunakan dalam penelitian yang disajikan dalam table dibawah ini..

Tabel 3.2 Hyperparameter

No	Parameter	Value
1	<i>Epoch</i>	50
2	<i>Batch Size</i>	16
3	<i>Optimizer</i>	{Adam, SGD, RMSprop}
4	<i>Dropout</i>	{0.2, 0.3}

3.2 Metode Evaluasi

Untuk mengevaluasi kualitas sistem, dapat dilihat dari matriks kebingungan (*confusion matrix*) yang bertujuan untuk menganalisis tingkat akurasi, *recall*, presisi, *F1-score*. Untuk memahami matriks yang akan digunakan, terlebih dahulu akan didefinisikan bahwa TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*), dan FN (*False Negative*) seperti yang ditunjuk pada tabel.

Tabel 3.3 Confusion Matrix

		Kelas Sebenarnya	
		Positive	False Positive
Prediksi	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	False Positive

Keterangan :

True Positive (TP) : Data positif yang telah diprediksi dengan benar oleh model.

True Negative (TN) : Data negatif yang telah diprediksi dengan benar oleh model

False Positive (FP) : Data negatif yang keliru diprediksi sebagai positif oleh model.

False Negative (FN) : Data positif yang keliru diprediksi sebagai negatif oleh model.

Dibawah ini menunjukkan rumus dari perhitungan *Accuracy*,

Precision, *Recall*, dan *F1 Score*.

1. Akurasi

Akurasi adalah parameter yang digunakan untuk mengukur seberapa sering model memberikan prediksi yang benar. Berikut ini adalah rumus yang digunakan untuk menghitung akurasi :

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

2. Presisi

Presisi adalah parameter yang digunakan untuk mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi positif, yaitu dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model, berapa banyak yang benar-benar positif. Berikut ini adalah rumus yang digunakan untuk menghitung presisi :

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

3. Recall

Recall adalah parameter yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model dalam menemukan semua kasus positif yang sebenarnya, yaitu dari semua kasus yang sebenarnya positif, berapa banyak yang berhasil ditemukan oleh model.

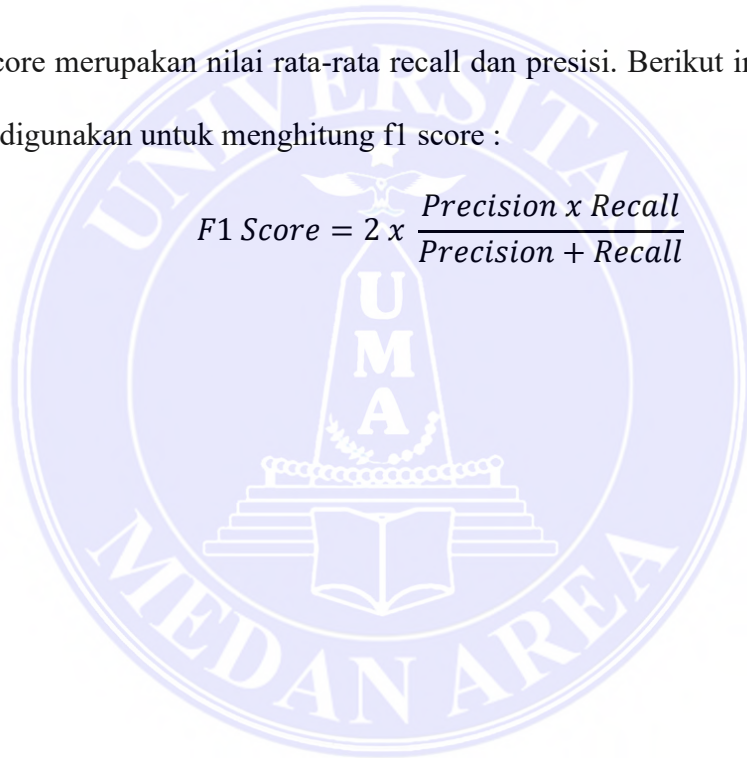
Berikut ini adalah rumus yang digunakan untuk menghitung *recall* :

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

4. F1 Score

F1 Score merupakan nilai rata-rata *recall* dan presisi. Berikut ini adalah rumus yang digunakan untuk menghitung f1 score :

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



BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model ResNet-152 berhasil digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman tomat dengan akurasi yang tinggi. Dari beberapa skenario yang diuji, skenario terbaik diperoleh menggunakan optimizer Adam dengan dropout 0.3 yang mencapai akurasi sebesar 99.10%. Model ini juga memiliki nilai precision dan recall yang tinggi pada kelas-kelas tertentu seperti Tomato Mosaic Virus dan Tomato Healthy, menunjukkan bahwa model ini sangat andal dalam mendeteksi penyakit daun pada tanaman tomat. Penelitian ini menunjukkan bahwa teknologi deep learning, khususnya ResNet-152, dapat digunakan sebagai alat bantu bagi para petani untuk mendeteksi penyakit tanaman secara cepat dan akurat, sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan terkait pengendalian penyakit tanaman.

5.2 Saran

Penelitian ini telah menunjukkan hasil yang sangat baik dalam klasifikasi penyakit tanaman tomat, namun terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya, antara lain :

1. Perlu dilakukan pengujian lebih lanjut dengan menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam agar model dapat lebih robust dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman tomat.
2. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan (*deploy*) model kedalam aplikasi berbasis *mobile* dan proses klasifikasi dapat dilakukan secara *real-time*.

3. Selain penyakit daun, penelitian di masa depan dapat berfokus pada klasifikasi jenis penyakit lainnya pada tanaman tomat, seperti penyakit yang menyerang buah dan batang, sehingga model yang dikembangkan lebih komprehensif.



DAFTAR PUSTAKA


- Adellia, D., Siregar, A. C., & Alkadri, S. P. A. (2022). Penerapan Metode Certainty Factor pada Sistem Pakar Diagnosa Hama dan Penyakit pada Tanaman Tomat. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 8(3), 451. <https://doi.org/10.26418/jp.v8i3.56178>
- Andika, L. A., Pratiwi, H., & Handajani, S. S. (2019). Klasifikasi Penyakit Pneumonia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Optimasi Adaptive Momentum. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 3(3), 331–340. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v3i3.560>
- Anton, A., Rustad, S., Shidik, G. F., & Syukur, A. (2021). Classification of Tomato Plant Diseases Through Leaf Using Gray-Level Co-occurrence Matrix and Color Moment with Convolutional Neural Network Methods. *Smart Innovation, Systems and Technologies*, 182. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5224-3_28
- Arifin, N., Rusman, J., & Rasyid, M. F. (2024). Leaf Disease Detection In Tomato Plants Using Xception Model In Convolutional Neural Network Method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 5(2), 571–577.
- Denata, I., Rismawan, T., & Ruslianto, I. (2021). Implementation of Deep Learning for Classification Type of Orange Using The Method Convolutional Neural Network. *Telematika: Jurnal Informatika Dan Teknologi Informasi*, 18(3), 297–307.
- Digdoyo, A., Surawan, T., Karno, A. S. B., Irawati, D. R., & Effendi, Y. (2022). Deteksi Tumor Otak Dengan CNN Resnet-152. *Jurnal Teknologi*, 9(2), 23–31. <https://doi.org/10.31479/jtek.v9i2.128>
- Gadre, V., Sashte, S., & Sarnaik, A. (2023). Waste classification using resnet-152. *Interantional journal of scientific research in engineering and management*, 07(01). <https://doi.org/10.55041/ijrem17421>
- Hadi, S., & Sita, B. R. (2018). Produktivitas Dan Faktor-Faktor Yang Berpengaruh Terhadap Produksi Usahatani Tomat (*Solanum Lycopersicum* Mill) Di Kabupaten Jember. *JSEP (Journal of Social and Agricultural Economics)*, 9(3), 67. <https://doi.org/10.19184/jsep.v9i3.6495>
- Harahap, M., Em Manuel Laia, Lilis Suryani Sitanggang, Melda Sinaga, Daniel Franci Sihombing, & Amir Mahmud Husein. (2022). Deteksi Penyakit Covid-19 Pada Citra X-Ray Dengan Pendekatan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 6(1), 70–77. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i1.3373>

- Hastomo, W. (2021). Diagnosa COVID-19 Chest X-Ray Dengan Convolution Neural Network Arsitektur Resnet-152. *KERNEL: Jurnal Riset Inovasi Bidang Informatika Dan Pendidikan Informatika*, 2(1). <https://doi.org/10.31284/j.kernel.2021.v2i1.1884>
- Himawan, S. N., Sohiburroyan, R., & Nugraha, N. B. (2022). Deteksi Kantuk Pengemudi Menggunakan Deep Learning. *Seminar Nasional Industri Dan Teknologi*, 1–8.
- Hussain, I., Farooq, T., Khan, S. A., Ali, N., Waris, M., Jalal, A., Nielsen, S. L., & Ali, S. (2024). Variability in indigenous Pakistani tomato lines and worldwide reference collection for Tomato Mosaic Virus (ToMV) and Tomato Yellow Leaf Curl Virus (TYLCV) infection. *Brazilian Journal of Biology*, 84. <https://doi.org/10.1590/1519-6984.253605>
- Mazumdar, P., Singh, P., Kethiravan, D., Ramathani, I., & Ramakrishnan, N. (2021). Late blight in tomato: insights into the pathogenesis of the aggressive pathogen *Phytophthora infestans* and future research priorities. *Planta*, 253(6), 119.
- Mohammed Mutahar, Shyamalan Kannan, Mohammed Mustafa Jafer, & Maneesh Ragavendra K. (2024). Deep Learning-Based Tomato Ripeness Detection : A ResNet-152 Approach. *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*, 34–41. <https://doi.org/10.32628/IJSRST5241113>
- 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>
- Pangestu, M. A., & Bunyamin, H. (2018). Analisis Performa dan Pengembangan Sistem Deteksi Ras Anjing pada Gambar dengan Menggunakan Pre-Trained CNN Model. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 4(2), 341–348.
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Rancang bangun klasifikasi citra dengan teknologi deep learning berbasis metode convolutional neural network. *Format J. Ilm. Tek. Inform*, 8(2), 138.
- PRASETYO, R. R. E., & ICHWAN, M. (2021). Perbandingan Metode Deep Residual Network 50 dan Deep Residual Network 152 untuk Deteksi Penyakit Pneumonia pada Manusia. *MIND Journal*, 6(2), 168–182. <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v6i2.168-182>
- Pujoseno, J. (2018). *Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Alat Tulis*.
- Purba, Y. B. E., Saragih, N. F., Silalahi, A. P., Sitepu, S., & Gea, A. (2022). Perancangan Alat Pendeteksi Kematangan Buah Nanas Dengan Menggunakan

- Mikrokontroler Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *METHOTIKA: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 2(1), 13–21.
- Rasool, M., Akhter, A., Soja, G., & Haider, M. S. (2021). Role of biochar, compost and plant growth promoting rhizobacteria in the management of tomato early blight disease. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85633-4>
- Rosalina, R., & Wijaya, A. (2020). Pendeteksian Penyakit pada Daun Cabai dengan Menggunakan Metode Deep Learning. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(3). <https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i3.2857>
- Saputra, A. D., Hindarto, D., Rahman, B., & Santoso, H. (2023). Comparison of Accuracy in Detecting Tomato Leaf Disease with GoogleNet VS EfficientNetB3. *Sinkron*, 8(2). <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i2.12218>
- Saputra, T., & Al-Rivan, M. E. (2023). Analisis Performa ResNet-152 dan AlexNet dalam Klasifikasi Jenis Kanker Kulit. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 8(1). <https://doi.org/10.30998/string.v8i1.16464>
- Sierra-Orozco, E., Smeda, J., Xavier, K. V., Shekasteband, R., Vallad, G. E., & Hutton, S. F. (2024). Identification of Resistance to Target Spot of Tomato Caused by *Corynespora cassiicola* in Wild Tomato Accessions. *J. Amer. Soc. Hort. Sci.*, 149(2), 99–106. <https://doi.org/10.21273/JASHS05345-23>
- Soto-Caro, A., Vallad, G. E., Xavier, K. V., Abrahamian, P., Wu, F., & Guan, Z. (2023). Managing Bacterial Spot of Tomato: Do Chemical Controls Pay Off? *Agronomy*, 13(4), 972. <https://doi.org/10.3390/agronomy13040972>
- SYIFA, S. A. S. Y., & DEWI, I. A. (2022). Arsitektur Resnet-152 dengan Perbandingan Optimizer Adam dan RMSProp untuk Mendeteksi Penyakit Paru–Paru. *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, 7(2), 139–150.
- Trivedi, N. K., Gautam, V., Anand, A., Aljhdali, H. M., Villar, S. G., Anand, D., Goyal, N., & Kadry, S. (2021). Early detection and classification of tomato leaf disease using high-performance deep neural network. *Sensors*, 21(23). <https://doi.org/10.3390/s21237987>
- Wahid, M. I., Mustamin, S. A., & Lawi, A. (2021). Identifikasi Dan Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tomat Menggunakan Arsitektur Inception V4. *Proceeding KONIK (Konferensi Nasional Ilmu Komputer)*, 5, 257–264.
- Zanin, D. S., Resende, J. T., Zeist, A. R., Oliveira, J. R., Henschel, J. M., & Lima Filho, R. B. (2018). Selection of processing tomato genotypes resistant to two spotted spider mite. *Horticultura Brasileira*, 36(2), 271–275. <https://doi.org/10.1590/s0102-053620180221>

LAMPIRAN

Lampiran SK Pembimbing

 UNIVERSITAS MEDAN AREA
FAKULTAS TEKNIK
Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate / Jalan Gedung PBST, Medan 20223
Kampus II : Jalan Sei Serayu Nomor 70 A / Jalan Setia Budi Nomor 79 B, Medan 20112 Telepon : (061) 8225602, 8201994
Fax : (061) 8226331 HP : 0811 607 259 website: www.uma.ac.id Email : univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 1118/FT/01.10/V/2024 10 Mei 2024
Lampiran : -
Hal : **Pembimbing Tugas Akhir**

Yth. Pembimbing Tugas Akhir
Muhathir S.T, M.Kom (Sebagai Pembimbing)
di Tempat

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

Nama : SIMON PALTU NAPITUPULU
NIM : 208160028
Jurusan : TEKNIK INFORMATIKA

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :


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

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Resnet152 pada citra daun

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

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Dekan,

Dr Eng. Supriatno.ST, MT.

Lampiran Surat Pengantar Riset

	UNIVERSITAS MEDAN AREA FAKULTAS TEKNIK									
Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 1 ☎ (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax. (061) 7366996 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	: 296 /FT.6/01.10/VII/2024	2 Juli 2024								
Lamp	: -									
H a l	: Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir									
Yth. Wakil Rektor Bidang Mutu Sumber Daya Manusia dan Perekonomian Jln. Kolam No.1 Di Medan										
Dengan hormat, kami mohon kesediaan bapak kiranya berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :										
<table border="1"><thead><tr><th>NO</th><th>N A M A</th><th>N P M</th><th>PRODI</th></tr></thead><tbody><tr><td>1</td><td>Simon Palti Napitupulu</td><td>208160028</td><td>Teknik Informatika</td></tr></tbody></table>	NO	N A M A	N P M	PRODI	1	Simon Palti Napitupulu	208160028	Teknik Informatika		
NO	N A M A	N P M	PRODI							
1	Simon Palti Napitupulu	208160028	Teknik Informatika							
Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir di Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area.										
Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan Ilmiah dan Skripsi, yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul :										
Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat menggunakan ResNet152 pada Citra Daun.										
Mohon kiranya tanggal Surat Izin Pengambilan Data Tugas Akhir agar disesuaikan dengan tanggal Terbitnya Surat ini.										
Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.										
	Dekan									
										
										
Tembusan :										
1. Ka. BPMPP										
2. Mahasiswa										
3. File										

Lampiran Surat Selesai Riset

 **UNIVERSITAS MEDAN AREA**
Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, Medan 20223
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 42402994, Medan 20122
Website: www.uma.ac.id E-Mail: univ_medanarea@uma.ac.id

SURAT KETERANGAN
Nomor : 1192/UMA/B/01.7/VIII/2024

Rektor Universitas Medan Area dengan ini menerangkan bahwa :

Nama	: Simon Palti Napitupulu
No.Pokok Mahasiswa	: 208160028
Program Studi	: Teknik Informatika

Benar telah selesai Pengambilan Data di Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area dengan Judul Skripsi "**Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan ResNet152 Pada Citra Daun**".

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

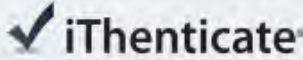
Demikian surat ini diterbitkan untuk dapat digunakan seperlunya

Medan, 15 Agustus 2024
a.n Rektor
Wakil Rektor Bidang Mutu SDM & Perencanaan,

Dr. Bedi Sahputra, S.Sos, MA

CC :
- Arsip

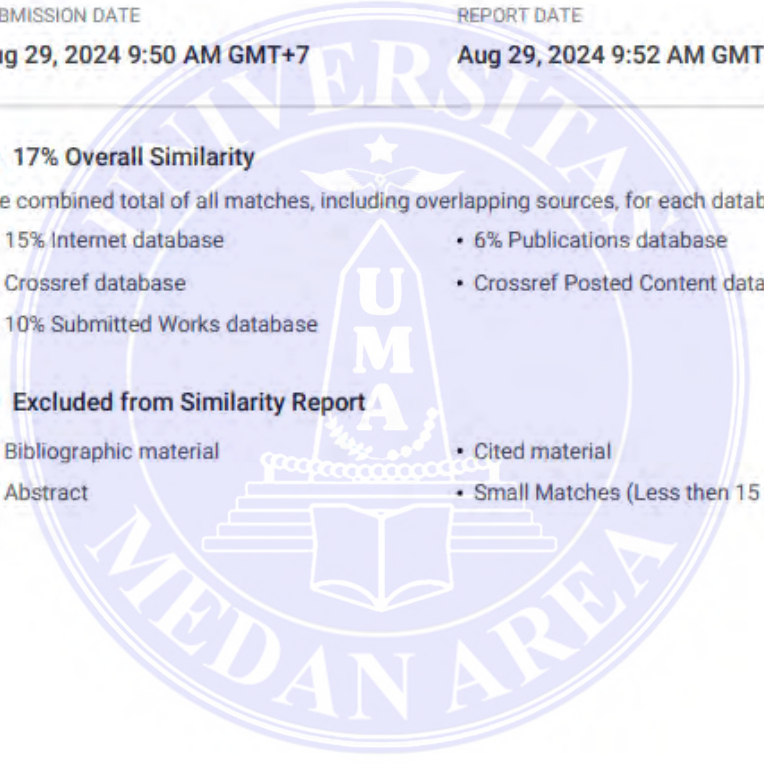
Lampiran Turnitin

Similarity Report ID: oid:29477:65694577

PAPER NAME	AUTHOR
Simon Palti Napitupulu.docx	Simon Palti Napitupulu

WORD COUNT	CHARACTER COUNT
8155 Words	49972 Characters
PAGE COUNT	FILE SIZE
59 Pages	2.6MB
SUBMISSION DATE	REPORT DATE
Aug 29, 2024 9:50 AM GMT+7	Aug 29, 2024 9:52 AM GMT+7

- **17% Overall Similarity**
The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.
 - 15% Internet database
 - 6% Publications database
 - Crossref database
 - Crossref Posted Content database
 - 10% Submitted Works database
- **Excluded from Similarity Report**
 - Bibliographic material
 - Cited material
 - Abstract
 - Small Matches (Less than 15 words)



Summary

Lampiran Source Code

```
# Import
import os

from tensorflow.keras.layers import Input, Flatten, Dense, Dropout,
GlobalAveragePooling2D

from tensorflow.keras.models import Model

from tensorflow.keras.applications.resnet import ResNet152, preprocess_input

from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report

import matplotlib.pyplot as plt

import numpy as np

import seaborn as sns

from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint

from tensorflow.keras.optimizers import Adam

#Direktori Dataset

base_dir = 'D:\\SKRIPSI\\HASIL\\Program\\tomato'

train_dir = os.path.join(base_dir, 'train')

val_dir = os.path.join(base_dir, 'val')

test_dir = os.path.join(base_dir, 'Testing')

#Menampilkan Isi Folder

train_files = os.listdir(train_dir)

val_files = os.listdir(val_dir)

test_files = os.listdir(test_dir)

print(f'Isi folder 'train': {train_files}')

print(f'Isi folder 'val': {val_files}')

print(f'Isi folder 'test': {test_files}')
```

```
# Data Augmentation dan Data Generator
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20, # Rotasi acak hingga 20 derajat
    width_shift_range=0.2, # Pergeseran lebar hingga 20%
    height_shift_range=0.2, # Pergeseran tinggi hingga 20%
    shear_range=0.2, # Shear acak hingga 20%
    zoom_range=0.2, # Zoom acak hingga 20%
    horizontal_flip=True, # Flip horizontal acak
    fill_mode='nearest' # Cara mengisi area yang kosong
)
val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

# Load Data
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=16,
    class_mode='categorical'
)

valid_generator = val_datagen.flow_from_directory(
    val_dir,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=16,
    class_mode='categorical'
)
```

```
test_generator = val_datagen.flow_from_directory(
    test_dir,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=16,
    class_mode='categorical',
    shuffle=False
)

# Training Model ResNet-152
base_model = ResNet152(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(224, 224, 3))

for layer in base_model.layers[-20:]:
    layer.trainable = True
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(1024, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.3)(x)
predictions = Dense(train_generator.num_classes, activation='softmax')(x)
model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=1e-4),
loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10,
restore_best_weights=True)

model_checkpoint = ModelCheckpoint('best_model.keras', monitor='val_loss',
save_best_only=True)

history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples // train_generator.batch_size,
    validation_data=valid_generator,
    validation_steps=valid_generator.samples // valid_generator.batch_size,
```

```
    epochs=50,
    callbacks=[early_stopping, model_checkpoint]
)
model.load_weights('best_model.keras')
model.save('resnet152.h5')

# Membuat Clasification Report
# Menghasilkan prediksi untuk set pengujian
Y_pred = model.predict(test_generator)
y_pred = np.argmax(Y_pred, axis=1)
report = classification_report(test_generator.classes, y_pred,
target_names=test_generator.class_indices.keys(), digits=4)
print(report)

# Plot Confusion Matrix
conf_matrix = confusion_matrix(test_generator.classes, y_pred)
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.heatmap(conf_matrix, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
xticklabels=test_generator.class_indices.keys(),
yticklabels=test_generator.class_indices.keys())
plt.title('Confusion Matrix')
plt.ylabel('True Label')
plt.xlabel('Predicted Label')
plt.show()
```