

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

**TRANSFER *LEARNING* MODEL DALAM KLASIFIKASI
PENYAKIT DAUN BUNGA DENGAN PENDEKATAN
ARSITECTURE RESNET152V2**



SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan Pendidikan
Program Sarjana (S-1)
Pada Program Studi Rekayasa Sistem Komputer**

**Oleh :
AJI ARIS NASUTION
NIM : 2102010010**

**PROGRAM STUDI REKAYASA SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS ILMU TEKNIK
UNIVERSITAS BINA INSAN
2025**

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI



**TRANSFER *LEARNING MODEL* DALAM KLASIFIKASI
PENYAKIT DAUN PEPAYA DENGAN PENDEKATAN
*ARSITEKTUR RESNET152V2***

**Oleh :
AJI ARIS NASUTION
NIM : 2102010010**

Lubuklinggau, Januari 2025

Pembimbing I

Pembimbing II

Davit Irawan, M.kom

Fido Rizki, M.kom

**Mengesahkan
Dekan Fakultas Ilmu Teknik
Universitas Bina Insan**

Dr. Rudi Kurniawan, ST,.M.kom

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN PERSETUJUAN TIM PENGUJI SKRIPSI



Pada hari tanggal bulan Desember 2025 telah dilaksanakan sidang Proposal oleh Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan

Nama : Aji Aris Nasution
Nim : 2102010010
Judul Skripsi : Transfer *Learning Model* Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Pepaya Dengan Pendekatan *Arsitektur ResNet152v2*

Komisi Penguji

1. Ketua : Davit Irawan, M.Kom (.....)
2. Sekretaris : Fido Rizki, M.Kom (.....)
3. Anggota : Armanto, M.Kom (.....)

Mengetahui,
Kepala Program Studi Rekayasa Sistem Komputer
Fakultas Ilmu Teknik
Universitas Bina Insan

(Armanto, M.kom)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN MOTTO DAN PERSEMBAHAN



MOTTO :

- ❖ *Tidak ada Hidup tanpa Masalah dan tidak ada usaha tanpa rasa lelah, tetaplah berjuang sampai Bismillahmu menjadi Alhamdulillah.*
- ❖ *Saat kau Menunda panggilan Allah, Jangan heran jika Allah menunda permintaanmu. Tepat waktu untuk-nya, tepat pula pertolongan-nya untukmu.*
- ❖ *Jangan pernah berprasangka buruk kepada Allah, karena rencana-nya selalu lebih baik dari apa yang kau bayangkan.*

Persembahan kepada :

- ❖ *Ayah dan Ibu Tercinta, terimakasih atas cinta, doa, dukungan dan pengorbanan yang tiada henti, Skripsi ini adalah wujud kecil dari harapan dan rasa terimakasih saya untuk kalian.*
- ❖ *Keluarga tersayang, Kepada Saudara-saudaraku, terimakasih atas semangat dan doa yang selalu menguatkan di setiap langkah perjalanan ini.*
- ❖ *Untuk Dosen Pembimbing dan penguji Rasa Hormat dan terimakasih yang sebesar-besarnya saya sampaikan atas bimbingan, ilmu, dan arahnya yang telah diberikan selama proses penyusunan skripsi ini.*
- ❖ *Sahabat dan rekan seperjuangan terimakasih atas dukungannya dan kebersamaanya Fiko Aprilian dan Rega tridiansyah.*
- ❖ *Almamater tercinta.*

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN PERNYATAAN



Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama Mahasiswa : Aji Aris Nasution
Nim : 2102010010
Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer
Fakultas : Ilmu teknik

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa penelitian dan penulisan Skripsi yang saya susun sebagai persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana (S-1) Universitas Bina Insan, Merupakan Hasil kerja saya sendiri dan tidak menyuruh orang lain yang mengerjakannya. Adapun bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain dan telah saya tuliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah dan etika penulis ilmiah.

Jika dikemudian hari ternyata terbukti bahwa penelitian dan tugas akhir ini bukan hasil kerja saya sendiri atau plagiat dalam bagian-bagian tertentu, maka saya bersedia dikenakan sanksi sesuai dengan peraturan perundangan yang berlaku.

Lubuklinggau, Januari 2025

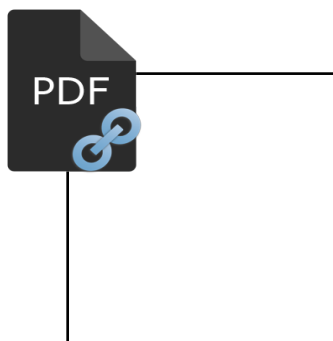
Penulis,

Aji Aris Nasution
NIM : 2102010010

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Biodata

Nama : Aji Aris Nasution
Tempat / Tanggal Lahir : Rantau bingin / 21 februari 2003
Jenis Kelamin : Laki - Laki
Agama : Islam
Alamat : JL.Irigasi Kelurahan Siring Agung

Pendidikan

- SD : SD N 60 KOTA LUBUKLINGGAU
- SMP/MTS Sederajat : SMP N 11 KOTA LUBUKLINGGAU
- SMA/MAN/SMK Sederajat : SMA N 4 KOTA LUBUKLINGGAU

Pengalaman Organisasi dan Penelitian (opsional)

1. -

NO	Prestasi Akademik dan Non-Akademik	Tahun
1.	-	-

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ABSTRACT



This study discusses the application of the ResNet152v2 transfer learning model for classifying papaya leaf diseases. Traditional methods for identifying plant diseases are often subjective and rely on human experience, which can lead to inconsistencies and inaccuracies. By leveraging deep learning, this research aims to develop an efficient and reliable classification model. The dataset used consists of three classes: healthy, Rinspot (Virus), and Curl (Leaf Curl in papaya). The images in this dataset underwent preprocessing and augmentation to enhance data diversity. The model was trained using a transfer learning approach with the ResNet152v2 architecture, and the training results were analyzed based on accuracy, loss, and confusion matrix metrics. The results show that the model achieved a training accuracy of 96% and a validation accuracy of 75% after 20 epochs. For the Curl category, the model recorded a precision of 89% and a recall of 97%, while the Rinspot category showed a precision of 80% and a recall of 100%. However, the recall for the healthy category was relatively lower at 63%, due to classification errors. The overall accuracy in testing was 87%. This study demonstrates the potential of transfer learning in plant disease classification, despite challenges related to limitations and classification errors. Recommendations for future research include increasing dataset diversity, optimizing hyperparameters, and exploring other deep learning architectures to improve classification performance. Additionally, the development of web-based or mobile applications could enhance the practical implementation of this model in agriculture.

Keywords : Transfer Learning, ResNet152v2, Pepaya Leaf Disease, Image Classification, deep learning.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ABSTRACT



Penelitian ini membahas p model transfer learning ResNet152v2 Untuk klasifikasi penyakit daun pepaya tradisional dalam mengidentifikasi penyakit tanaman sering kali bersifat subjektif dan bergantung pada pengalaman manusia, yang dapat menyebabkan inkonsistensi dan ketidakakuratan. Dengan memanfaatkan pembelajaran mendalam (Deep learning). Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi yang efisien dan andal. Dataset yang digunakan terdiri dari tiga kelas : healthy (Sehat), Rinspot (Virus), dan Curl (Keriting pada daun pepaya). Citra pada dataset ini telah melalui tahap preprocessing dan augmentasi guna meningkatkan keragaman data. Model dilatih menggunakan pendekatan transfer learning dengan arsitektur ResNet152v2, dan hasil pelatihan dianalisis berdasarkan metrik akurasi, loss, serta Confusion matrix. Hasil menunjukkan model mampu menunjukkan bahwa model mencapai akurasi pelatihan sebesar 96% dan akurasi validasi sebesar 75% setelah 20 epoch, Untuk katagori Curl, model mencatatkan presisi sebesar 89% dan recall 97%, sedangkan kategori Rinspot menunjukkan presisi 80% dan recall 100%. Namun, recall kategori healthy relatif lebih rendah, yaitu 63%, akibat kesalahan klasifikasi. Akurasi keseluruhan pada pengujian adalah 87%. Penelitian ini menunjukkan potensi Transfer learning dalam klasifikasi penyakit tanaman, meskipun ada tantangan pada keterbatasan dan dan kesalahan klasifikasi.Rekomendasi untuk penelitian selanjutnya mencakup peningkatan variasi dataset, pengoptimalan hyperparameter, serta eksplorasi arsitektur deep learning lain untuk memperbaiki performa klasifikasi, selain itu pengembangan aplikasi berbasis web atau seluler dapat meningkatkan penerapan model ini dalam praktik pertanian.

Kata kunci : *Transfer Learning, ResNet152v2, Pepaya leaf disease, Image Classification, Deep Learning*

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
KATA PENGANTAR



Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya yang telah memberikan kekuatan dan kesempatan, sehingga penulis dapat menyelesaikan proposal skripsi ini dengan maksimal, untuk diajukan sebagai syarat menyelesaikan pendidikan program sarjana (S-1) pada Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan. Sholawat beserta salam semoga tetap tercurahkan kepada bagi Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat, serta umatnya hingga akhir zaman.

Selama Proses penulisan dan penyusunan skripsi ini baik tepat pada waktunya. Penulis menyadari bahwa skripsi ini tentunya masih jauh dari sempurna dan mungkin terdapat kesalahan baik sengaja maupun tidak sengaja. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun tentunya sangat diharapkan dari berbagai pihak.

Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu selama proses penyelesaian skripsi ini di antaranya yaitu:

1. Bapak Winarsi hadi Selaku Orang Tua yang telah banyak memberikan dukungan dan bantuannya dalam penulisan Skripsi ini.
2. Ibu Uswatun Hasanah Selaku Orang Tua yang telah banyak memberikan dukungan dan bantuannya dalam penulisan Skripsi ini
3. Bapak Dr. H.Sardiyo., MM Rektor Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan Skripsi ini.
4. Bapak Dr. Muhammad Akbar, S.T., M.IT selaku wakil rektor I Universitas Bina Insan.
5. Bapak Wakhid Nur Mukhlis, M.Pd., M.M Selaku Wakil rektor II Universitas Bina Insan.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

6. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, ST.,M.kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
7. Bapak Armanto, M.kom selaku Kepala Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan yang telah memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
8. Bapak Davit Irawan, M.kom selaku Pembimbing I yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
9. Bapak Fido Rizki, M.kom selaku Pembimbing II yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
10. Bapak Armanto, M.kom selaku Penguji yang telah banyak memberikan bimbingan dan arah dalam penulisan Skripsi ini.
11. Ibu Desty Permanasari, SH.MM selaku Lurah Kelurahan siring agung yang telah memberikan izin dan dukungan dalam penulisan skripsi ini.
12. Bapak Herdiansyah selaku Petani Buah Pepaya yang ada di kelurahan siring agung yang telah memberikan izin dan dukungan dalam penulisan skripsi ini.
13. Seluruh staf Dosen dan Karyawan Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak memberikan ilmu pengetahuan dan bimbingan kepada penulis.
14. Kedua Orang Tua yang telah banyak memberikan bantuan moril dan material serta do'a dan cinta yang luar biasa.
15. Akhir kata Semoga Penelitian ini dapat bermanfaat bagi peneliti selanjutnya

Lubuklinggau , Januari 2025

Penulis

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR ISI



Halaman

Halaman Judul.....	i
Halaman Pengesahan Skripsi.....	ii
Halaman Persetujuan Tim Penguji.....	iii
Halaman Moto Dan Persembahan	iv
Halaman Pernyataan	v
Halaman Daftar Riwayat Hidup	vi
<i>Abstract</i>	vii
Abstrak.....	vii
Kata Pengantar	ix
Daftar Isi	xi
Daftar Tabel	xii
Daftar Gambar	xii
Daftar Lampiran.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang Penelitian	1
1.2 Identifikasi Masalah	2
1.3 Rumusan Masalah	2
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Tujuan Dan Manfaat Penelitian.....	3
BAB II KAJIAN PUSTAKA	
2.1 Literatur	5
2.2 Penelitian Terdahulu yang Relavan.....	10
2.3 Kerangka Berpikir	12
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Metode Penelitian.....	13
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	15
3.3 Tempat dan Waktu Penelitian	18
3.4 Alat dan Bahan	19
3.5 Analisa Kebutuhan Dan Analisa Sistem.....	19
3.6 Metode Pengujian Sistem	20

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3.7 Rancangan Sistem	22
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN	
4.1 Gambaran Umum	23
4.2 Hasil Penelitian	23
4.3 Pembahasan.....	33
4.4 Pengujian Sistem	34
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan.....	37
5.2 Saran.....	38
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
DAFTAR TABEL



Halaman

Tebel 3.1 Hasil Pengamatan.....	16
Tabel 3.2 Wawancara.....	17
Tabel 3.3 Data Set.....	17
Tabel 3.4 Jadwal penelitian	18
Tabel 3.5 <i>Confusion matrix</i>	21

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR GAMBAR



Halaman

Gambar 2.1 <i>Arsitektur Resnet 152V2</i>	7
Gambar 2.2 Penyakit Daun Prsv.....	8
Gambar 2.3 Penyakit Daun <i>curl</i>	8
Gambar 2.4 Daun Pepaya Sehat	9
Gambar 2.5 Kerangka Berfikir	12
Gambar 2.6 Diagram Konsep Penelitian.....	14
Gambar 3.7 Observasi Penyakit Daun Pepaya.....	15
Gambar 3.8 Wawancara	16
Gambar 3.9 Rancangan sistem	22
Gambar 4.1 Penyakit daun pepaya	23
Gambar 4.2 Labeling	24
Gambar 4.3 Resize.....	25
Gambar 4.4 Augmentations.....	25
Gambar 4.5 Split data	26
Gambar 4.6 Libery Resnet152v2.....	26
Gambar 4.7 Melatih model.....	27
Gambar 4.8 Perhitungan epoch	27
Gambar 4.9 Grafik akurasi dan loss.....	28
Gambar 4.10 <i>Hasil confusion matrix</i>	32

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
DAFTAR LAMPIRAN



- Lampiran 1.** Formulir Pengajuan judul
- Lampiran 2.** Lembar bimbingan Skripsi
- Lampiran 3.** Permohonan izin penelitian
- Lampiran 4.** Balasan surat izin penelitian
- Lampiran 5.** Form Wawancara
- Lampiran 6.** Dokumentasi Wawancara

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BAB I



DAFTAR ISI

1.1 Latar Belakang Penelitian

Pepaya *Calina* adalah buah pepaya yang paling populer di Indonesia karena rasanya yang manis dan warnanya yang merah kekuningan apabila sudah matang. Buah ini penuh kaya manfaat, seperti meningkatkan daya imun tubuh dan mendukung fungsi pencernaan. Namun budidaya pepaya *Calina* menghadapi berbagai masalah. Yaitu berupa penyakit pada daun pepaya yang dapat menurunkan kesehatan pada tanaman ini. Virus VRSP (*Virus Resisten Serangan Penyakit*) adalah salah satu penyakit yang paling sering menyerang. Ini dapat menyebabkan kerusakan pada daun dan buah dan mengganggu proses fotosintesis[1].

Hama seperti *Whiflies* juga dapat merusak banyak. Selain itu, infeksi bakteri dapat menyebabkan tanaman busuk dan rusak. Pendapatan petani bisa terancam jika masalah ini dibiarkan terus menerus dan tidak ditangani secara cepat. Para petani selama ini masih menggunakan metode tradisional yang mana metode tersebut masih kurang efektif untuk klasifikasi penyakit pada daun pepaya. Metode tradisional ini hanya mengandalkan hasil perkiraan sendiri, situasi ini dapat menyebabkan kerusakan pada tanaman bahkan bisa mengakibatkan kualitas buah menjadi buruk. Oleh sebab itu, untuk menjadi hasil yang lebih akurat dan ringkas dalam klasifikasi penyakit pada daun pepaya, kemajuan teknologi pada bidang pertanian pengolahan citra digital mampu berfokus dalam manipulasi gambar berdasarkan citra. Penggunaan *transfer learning* dalam pengenalan citra adalah salah satu pendekatan baru yang potensial.

Ini memungkinkan model pembelajaran mesin yang telah dilatih pada dataset besar untuk diterapkan pada masalah yang lebih spesifik pada dataset yang lebih kecil. Metode ini sangat membantu dalam klasifikasi untuk masing-masing penyakit tanaman[2]. Salah satu jenis *Convolutional*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Neural Network (CNN), Arsitektur *ResNet 152v2*, telah terbukti efektif dalam mengidentifikasi dan fitur kompleks dalam gambar menjadikannya sangat akurat untuk mengklasifikasi penyakit pada daun pepaya. Sebagai upaya untuk mengklasifikasi penyakit pada daun pepaya *Calina*, penelitian ini menganalisis penerapan *transfer learning* menggunakan arsitektur *ResNet152v2*[3]. Diharapkan penelitian ini akan memberikan wawasan lebih dalam mengenai hasil teknologi ini dalam sektor pertanian dengan menganalisis kemampuan model dalam mengidentifikasi masing-masing jenis penyakit. Selain itu, penelitian ini juga akan mengevaluasi tingkat akurasi klasifikasi untuk setiap masing-masing jenis penyakit, Dengan memanfaatkan pendekatan arsitektur *ResNet152v2*.

1.2 Identifikasi Masalah

Dengan penjelasan di atas dapat di identifikasikan masalah berupa tantangan-tantangan, pada penelitian yang muncul terkait klasifikasi penyakit pada daun pepaya dengan pendekatan arsitektur *ResNet152v2* :

1. Metode Tradisional dalam mengenali penyakit pada daun pepaya masih bergantung pada perkiraan dan pengalaman pribadi.
2. Akurasi yang terbatas dalam deteksi penyakit melalui pengamatan visual.
3. Tingkat akurasi klasifikasi penyakit tanaman menggunakan model *transfer learning ResNet152v2*.

1.3 Rumusan Masalah

Setelah mengidentifikasi permasalahan yang ada terdapat :

1. Bagaimana efektivitas metode tradisional dalam mengidentifikasi penyakit pada daun pepaya calina dibandingkan dengan penggunaan teknologi pengolahan citra digital.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

2. Apa saja jenis masing-masing penyakit pada daun pepaya yang dapat di kenali secara akurat menggunakan *model resnet152v2*.
3. Bagaimana tingkat akurasi klasifikasi untuk masing-masing jenis penyakit tersebut.

1.4 Batasan Masalah

Agar indentifikasi permasalahan tersebut tidak terlalu Meluas maka penulis perlu membuat batasan-batasan masalah :

1. Penelitian ini berfokus dengan mengumpulkan data masing-masing kelas penyakit pada daun pepaya.
2. Penelitian ini menggunakan data set gambar yang digunakan untuk melatih *model resnet152v2*.
3. Penelitian ini fokus menggunakan *transfer learning model resnet 152v2* dalam menentukan tingkat akurasi klasifikasi untuk masing-masing jenis penyakit.

1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.5.1 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan-tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu:

1. Menentukan masing-masing jenis penyakit sesuai dengan kelasnya dengan akurat pada tanaman daun pepaya.
2. Menganalisis tingkat akurasi model *resnet152v2* dalam mengenali pola citra tersebut, sehingga memberikan suatu gambaran dalam model tersebut.
3. Sebagai wujud penerapan ilmu yang telah saya pelajari selama menempuh pendidikan di Universitas Bina Insan, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan pengetahuan yang diperoleh dalam bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi, terutama di ranah *Machine Learning*. Fokus utama penelitian ini adalah penerapan *transfer learning* sebagai model untuk mengklasifikasikan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

penyakit pada daun pepaya, dengan menggunakan *arsitektur ResNet101* yang merupakan metode mutakhir dalam *deep learning*. Bukti efektif dalam mengenali pola dan fitur pada citra digital. Penelitian ini juga merupakan bagian dari upaya saya untuk memenuhi salah satu syarat dalam menyelesaikan pendidikan Strata 1 (S1) pada Program Studi Rekayasa Sistem Komputer di Universitas Bina Insan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan kontribusi terhadap kemajuan teknologi dalam sektor pertanian, tetapi juga menunjukkan penerapan konsep-konsep machine learning yang telah saya pelajari. Harapannya, hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat praktis baik bagi dunia akademis maupun industri, khususnya dalam pengolahan citra dan penerapan kecerdasan buatan (AI) dalam dunia pertanian.

1.5.2 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat-manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini :

1. Penelitian ini dapat dijadikan sebagai masukan bagi para petani.
2. Dapat menambahkan pengetahuan bagi peneliti dan menerapkan secara langsung baik di kampus maupun di lapangan lahan pertanian.
3. Penelitian ini akan menjadi bahan pertimbangan bagi peneliti selanjutnya, serta berguna bagi pihak-pihak yang ingin mempelajarinya.



2.1 Literatur

2.1.1 *Transfer Learning*

Metode belajar *transfer* adalah model *arsitektur* CNN yang telah dilatih oleh data set sebelumnya dan dapat digunakan untuk klasifikasi data set lain, Metode belajar transfer memiliki arsitektur lapisan *convolution* dan *pooling* yang lebih dalam dibandingkan arsitektur CNN sederhana, yang memungkinkan ekstraksi lebih banyak tekstur gambar dan menghasilkan informasi dari gambar yang lebih baik[4]. *Transfer learning* adalah pendekatan yang memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya dan menggunakannya sebagai dasar untuk mempelajari tugas atau masalah baru. Dengan menggunakan *transfer learning* fitur yang telah di pelajari pada model sebelumnya dapat diterapkan pada tugas baru, sehingga memungkinkan penggunaan data set yang lebih kecil dalam pelatihan dan mempercepat proses tersebut[5]. Pelatihan model CNN dapat dilakukan dengan dua pendekatan, yaitu *end-to-end learning* atau *transfer learning*. Pendekatan *end-to-end learning* memiliki tantangannya sendiri, salah satunya adalah kebutuhan akan jumlah data yang besar. Namun, jumlah data yang besar tidak selalu tersedia dalam domain citra. Bahkan jika dataset besar tersedia, tantangan berikutnya adalah kebutuhan sumber daya komputasi yang tinggi. Selain itu, pelatihan model CNN sering kali mengalami kesulitan seperti *overfitting* atau masalah konvergensi, yang memerlukan penyesuaian *hyperparameter model* secara berulang. Sebagai alternatif, pendekatan *transfer learning* dapat digunakan untuk melatih model yang akan di jalankan. Dalam pendekatan ini, model yang telah dilatih pada dataset tertentu biasanya *ImageNet* kemudian disesuaikan (*fine-tuned*) untuk domain yang berbeda. *Transfer learning* cenderung memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan pendekatan *end-to-*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

end learning[6]. Sebagai kesimpulan, *transfer learning* merupakan metode yang sangat efisien dalam memanfaatkan *model* atau pengetahuan dari tugas sebelumnya untuk meningkatkan performa dan presisi pada tugas yang baru. Dalam studi ini *transfer learning* dengan *arsitektur ResNet152v2* diterapkan untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun pepaya. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam mengatasi keterbatasan jumlah data serta menghasilkan klasifikasi yang akurat.

2.1.2 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan istilah dari bahasa belanda *classificatie*, istilah ini merujuk pada metode untuk menyusun data secara teratur berdasarkan aturan atau prinsip yang telah ditentukan, klasifikasi adalah proses pengelompokan secara sistematis sejumlah objek, ide, buku, atau benda lainnya ke dalam katagori atau kelompok tertentu berdasarkan kesamaan karekteristik[7].

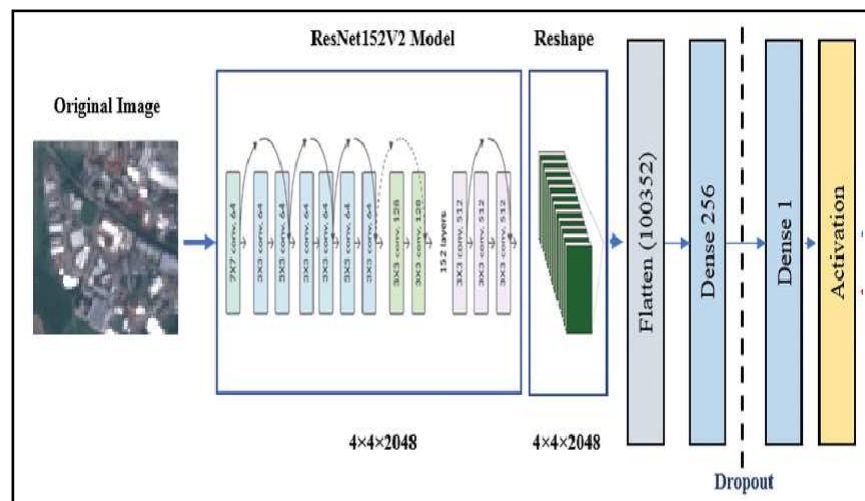
2.1.3 Pendekatan *arsitektur ResNet152v2*

Jaringan *ResNet152V2* merupakan salah satu varian dari *arsitektur Residual Networks* yang diperkenalkan oleh Kaiming He dan timnya pada tahun 2016. Dalam *ResNe152V2*, mereka mengusulkan perubahan penting pada *residual blocks*, yakni dengan menempatkan aktivasi sebelum penjumlahan residual. Tujuan dari perubahan ini adalah untuk meningkatkan efisiensi pelatihan dan mempercepat proses konvergensi pada jaringan yang lebih dalam[8]. Pendekatan ini terbukti sangat efektif dalam model-model dengan banyak lapisan, seperti *ResNet152V2*, yang mampu mencapai kinerja terbaik pada berbagai aplikasi pengolahan citra. Salah satu model *arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)* yang paling canggih adalah *ResNet152V2*. Dan sangat baik dalam pengenalan gambar. Salah satu varian dari jaringan residual *ResNet*, *ResNet152V2* memasukkan struktur yang disebut unit pembelajaran resi dual untuk mengurangi degradasi jaringan saraf yang dalam. Struktur unit ini terdiri dari jaringan *feedforward* dengan koneksi jalan pintas, yang memungkinkan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 penambahan *input* baru ke jaringan dan pembuatan *output* baru. Unit ini memiliki keunggulan untuk dalam meningkatkan akurasi klasifikasi tanpa meningkatkan kompleksitas. Dengan menggunakan teknologi seperti ResNet152v2 diharapkan ini dan peneliti dapat mengidentifikasi penyakit pada daun pepaya dengan lebih cepat dan akurat dengan menggunakan teknologi seperti *ResNet152V2*. Hal ini memungkinkan langkah- langkah pengendalian dan perlindungan yang lebih tepat waktu, seperti pemberian pestisida yang spesifik atau isolasi tanaman yang terinfeksi agar mencegah dari segala hal yang tidak di inginkan [9].

ResNet152V2 adalah *arsitektur* CNN mendalam yang diperkenalkan dan baru-baru ini berkembang pesat, terutama dalam aplikasi pencitraan medis. Arsitektur ini memungkinkan pengolahan melalui beberapa tingkat konvolusi secara bersamaan dengan memanfaatkan blok *residual* yang menghubungkan lapisan-lapisan secara langsung. Hal ini terbukti efektif dalam menghasilkan representasi gambar yang lebih kompak dan meningkatkan kinerja tugas klasifikasi, karena mempercepat proses konvergensi pada jaringan dengan banyak lapisan dalam [10].



Gambar 2.1 Arsitektur Resnet 152V2
 Sumber : [11]

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

2.1.4 Jenis- Jenis Penyakit Daun Pepaya

1. Pepaya *ring* adalah virus yang menyerang tanaman pepaya, untuk ciri-ciri penyakit tersebut adalah bercak cincin pada daun pepaya dari bagian daun pepaya dan daun menguning keriting[12].



Gambar 2.2 Penyakit daun PRSV
Sumber : Hasil penelitian, 2024

2. *Curl* adalah penyakit daun pada tanaman pepaya dapat disebabkan oleh beberapa faktor termasuk infeksi virus dan jamur, untuk ciri-ciri daun keriting dan penebalan pembuluh daun [13].



Gambar 2.3 Penyakit Daun Curl
Sumber : Hasil Penelitian, 2024

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3. *Healthy* adalah dimana kondisi pada daun pepaya tidak menunjukkan gejala atau tanda penyakit pada daun pepaya, biasanya warna daun pepaya yang sehat adalah warna hijau dan segar bentuknya utuh memiliki simetris tanpa robekan, kerutan. Permukaan daun mulus tidak ada bercak atau kerusakan oleh hama[14].



Gambar 2.4 Daun Pepaya Sehat
Sumber : Hasil Penelitian, 2024

Protected by PDF Anti-Copy Free


(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

2.2 Penelitian Yang Terdapat Yang Relevan

No	Masalah Penelitian	Author	Judul	Hasil dan Kesimpulan
1	Pertanian kentang memiliki masalah berupa penyakit yang menyerang pada daun. Penyakit pada daun kentang yang sering ditemui adalah early blight dan late blight. Image processing adalah metode yang dapat digunakan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit pada daun kentang dengan memanfaatkan citra daun.	(Rozaki et al., 2021)	Implementasi Transfer Learning pada Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Daun Kentang	Berdasarkan hasil dari percobaan proses klasifikasi penyakit daun tanaman kentang pada penelitian ini dapat diambil kesimpulan bahwa klasifikasi citra daun kentang dengan menggunakan arsitektur CNN yang sederhana menghasilkan performa model klasifikasi yang overfitting.
2	Salah satu faktor yang menghambat produksi gandum adalah kegagalan panen akibat penyakit atau hama. Penyakit yang umum pada tanaman gandum adalah Septoria dan Stripe Rust. Penyakit tersebut dapat diidentifikasi melalui warna dan bercak daun.	(A suharso et al., 2022)	penerapan metode residual network (resnet) dalam klasifikasi penyakit pada daun gandum	Berdasarkan hasil penelitian dapat diambil kesimpulan yaitu metode Residual Network (ResNet) dapat melakukan klasifikasi penyakit dengan nilai akurasi lebih dari 95% dengan pemisahan data yang berbeda. Hasil akurasi terbaik terdapat pada skenario 2 karena memiliki nilai akurasi dan confusion matrix yang lebih tinggi dibandingkan skenario lainnya.
3	Penyakit daun pada tanaman tomat bukanlah masalah sepele. Namun, dalam pe tanian penyakit ini dapat mengakibatkan kerugian ekonomi yang substansial	(Dicky et al., 2023)	Algoritma resnet 152v2 dalam melakukan klasifikasi penyakit pada daun tanaman tomat	Hal yang dapat disimpulkan berdasarkan hasil klasifikasi citra untuk penyakit pada daun tanaman tomat dan hasil pengujian terhadap klasifikasi dengan menggunakan algoritma ResNet152V2, maka

Protected by PDF Anti-Copy Free

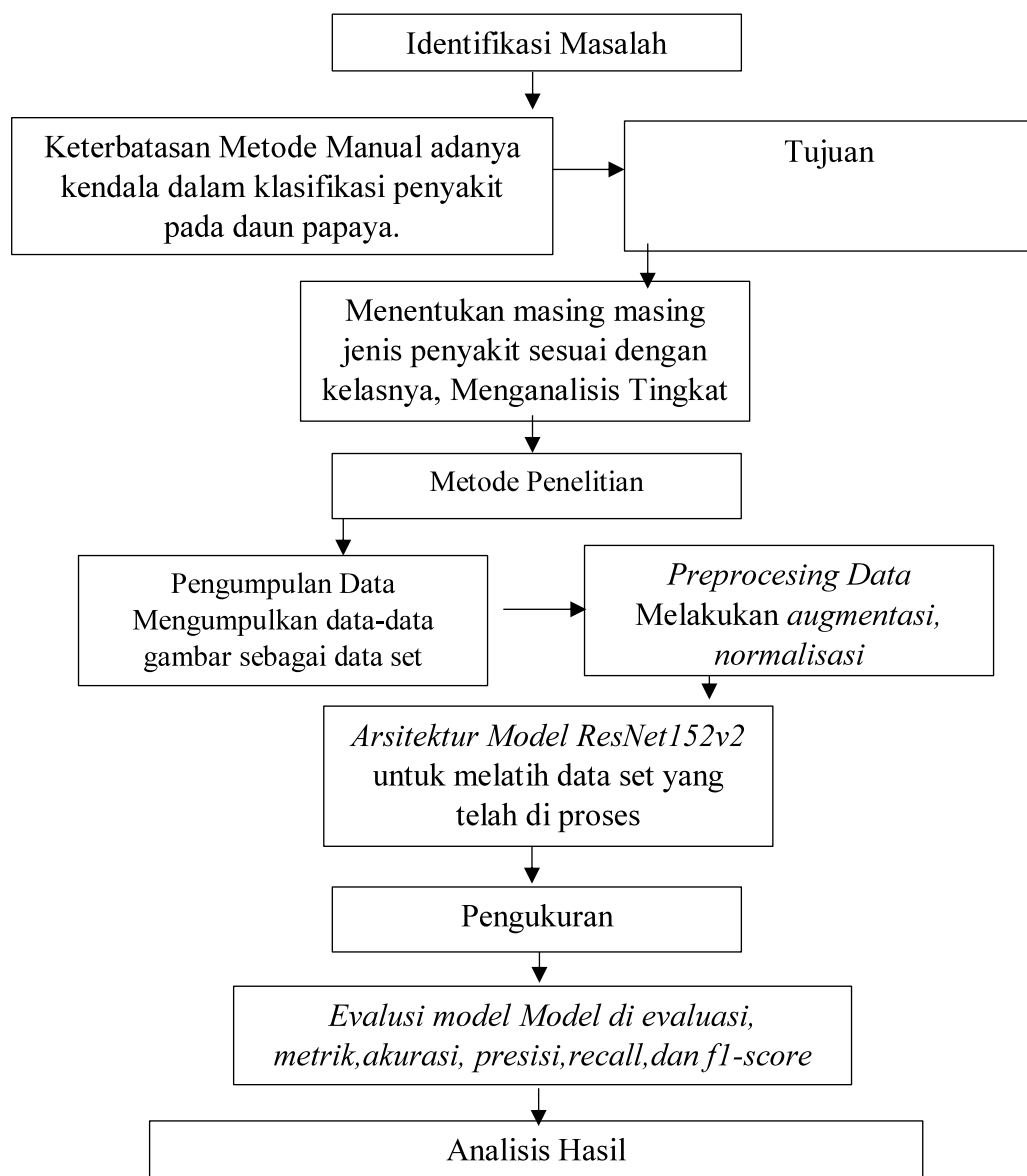
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

<p>bagi para petani yang bergantung pada hasil panen tomat mereka</p> <p>4 Keterbatasan petani teh untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi kualitas daun teh yang baik dengan akurat masih minim dan membutuhkan waktu yang lama dan tentu mempengaruhi perekonomian Indonesia dalam produktivitas teh ke pasar dunia</p>	 <p>(Ricky GMB et al.,2020)</p>	<p>Klasifikasi Citra Klon Teh Seri GMB Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur Resnet, Vgg net, dan Alexnet</p>	<p>dapat dihasilkan nilai akurasi sekitar 97%, sehingga model yang dibangun relatif mampu dan efektif.</p> <p>Pada dataset 2860 atau data augmentasi didapat skenario terbaik dari berbagai parameter yang ditentukan. Hasil dari pelatihan menggunakan parameter tersebut mendapatkan nilai training accuracy 0,9871 dan testing accuracy sebesar 0,9818. Kemudian untuk training loss nya mendapatkan nilai sebesar 0,0444 dengan nilai testing loss yang didapat sebesar 0,0936. Grafik yang didapat dari hasil proses pelatihan dan pengujian untuk data augmentasi sudah optimal karena proses pelatihan sudah sesuai dengan proses pengujian.</p>
<p>5 Pengenalan jenis Buah merupakan faktor yang cukup penting bagi masyarakat yang baru mengenal beberapa jenis buah yang jarang ditemui tentunya membuat bertanya-tanya. Pada kasus kali ini dibuatnya sistem ini bertujuan untuk mempermudah masyarakat untuk mengenal jenis buah.</p>	<p>(edwin febrywinata et al.,2024)</p>	<p>Pengenalan Dan Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Metode CNN Secara Sederhana Dengan Menggunakan Google Colab</p>	<p>Pada penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa program yang dilatih untuk memprediksi gambar berjalan sesuai dengan jenis buah yang telah diujikan. menggunakan CNN berhasil mencapai akurasi sebesar 85,31%. Model yang dibangun juga memiliki nilai rata-rata antara presisi dan sensitivitas yang baik, yaitu 89,92% dan 86,49%</p>

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) 2.3 Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir merupakan rangkaian logis yang menguraikan keterkaitan antara permasalahan penelitian dan tujuan yang ingin dicapai, pada penelitian ini, kerangka berpikir menunjukkan tahapan-tahapan yang dilakukan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun pepaya dengan memanfaatkan pendekatan *Transfer learning model ResNet152v2*. Gambar kerangka berpikir penelitian bisa di lihat di bawah ini :



Gambar 2.5 Kerangka berfikir

METODE PENELITIAN

PDF

3.1 Metode penelitian

Pada penelitian ini menggunakan metode Eksplorasi, Eksplorasi adalah sebagai kegiatan ilmiah yang bertujuan memahami area, daerah, atau kondisi yang sebelumnya tidak diketahui. Eksplorasi ini tidak terbatas pada area tertentu saja, melainkan bisa dilakukan di berbagai lingkungan, bahkan dalam pemahaman batin manusia. Secara umum, eksplorasi ini dapat diartikan sebagai penjelajahan lapangan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih luas[15].

Langkah yang digunakan pada penelitian ini menggunakan pendekatan *Trasnfer Learning* dengan metode eksplorasi untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit pada daun pepaya, Proses ini menggunakan teknik *transfer learning* dengan arsitektur *ResNet 152v2*, Langkah-langka mulai dari pengumpulan dan pengolahan data, pembangunan model, hingga evaluasi kinerja model yang telah dikembangkan.

3.1.1 Diagram Konsep Penelitian

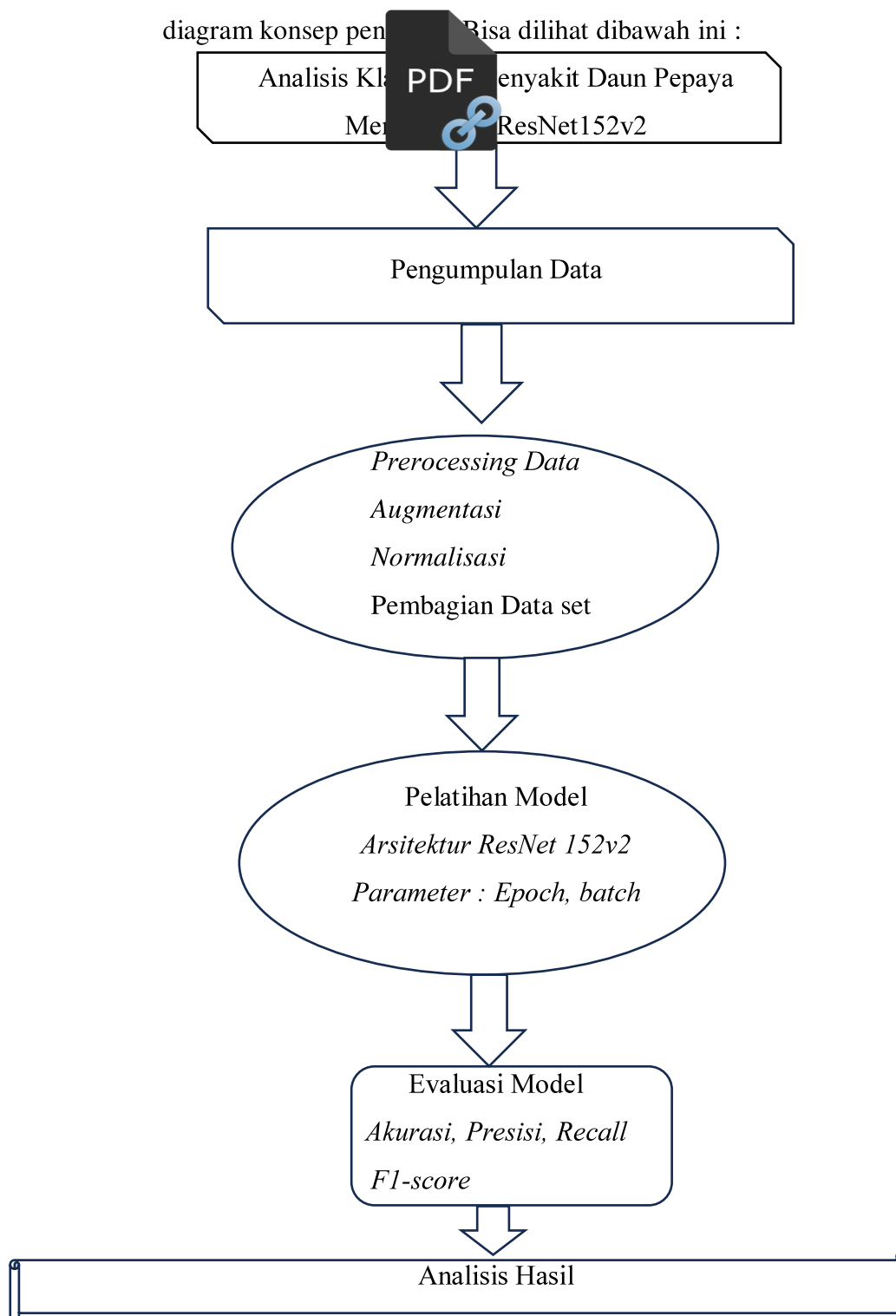
Untuk Menjelaskan sub materi yang di bahas pada penelitian ini, dengan di buatnya satu konsep yang mempresentasikan keseluruhan dari penelitian. Setiap tahap penelitian diuraikan dalam diagram ini, dimulai dari proses pengumpulan data, yang kemudian dilanjutkan tahap *preprocessing* data yang mencakup teknik *augmentasi*, normalisasi dan pembagian data set. Tahap berikutnya adalah pelatihan model, dimana *arsitektur ResNet152v2* diterapkan dengan berbagai pengaturan parameter, seperti jumlah *epoch* dan ukuran *batch*, guna memperoleh model yang optimal. Setelah model dilatih, tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1. Hasil evaluasi di analisis untuk menentukan keberhasilan model dalam mengklasifikasikan penyakit daun pepaya,

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

serta memastikan relevansi hasil dengan tujuan penelitian, Struktur

diagram konsep penelitian. Bisa dilihat dibawah ini :



Gambar 3.1 Diagram Konsep Penelitian

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3.2 METODE PENGUMPULAN DATA

Pada bagian ini dikumpulkan untuk digunakan sesuai tujuan yang telah ditetapkan oleh peneliti, Agar penelitian yang dilakukan tidak berubah haluan maka peneliti melakukan langkah-langkah sebagai berikut:

3.2.1 Data Primer

1.) Menentukan Kebutuhan Dataset

Tentukan jenis penyakit daun pepaya yang akan diklasifikasikan, seperti daun yang sehat *healthy*, *prsv*, *whiteflies*. Setiap kelas penyakit memiliki jumlah gambar yang memadai untuk proses pelatihan validasi dan pengujian model.

2.) Pengambilan Data Secara Langsung

Kumpulkan Data set gambar secara langsung terjun ke Lokasi peneliti di perkebunan petani, Setelah gambar terkumpul, klasifikasikan gambar secara manual berdasarkan karekteristik visual dari penyakit.



Gambar 3.2 Observasi Penyakit Tanaman Daun Pepaya

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tabel 3.1 Hasil Pengamatan

JENIS PENYAKIT DAUN PEPAYA	CIRI-CIRI
Healthy	Dimana kondisi daun pepaya tidak menunjukkan gejala atau tanda penyakit pada daun pepaya yang sehat adalah warna yang hijau dan segar.
Curl	Dimana Kondisi daun pepaya keriting daun nya berbentuk ke dalam dan keluar.
Rin-spot	Dimana kondisi daun menguning dan ada bercak kuning virus.

3.) Wawancara

Pada Tanggal 10 September 2024 peneliti melakukan wawancara terhadap petani pepaya untuk mendapatkan informasi mengenai jenis-jenis penyakit pada daun pepaya dan ciri-ciri nya agar bisa membantu menyelesaikan permasalahan yang ada.



Gambar 3.3 Wawancara

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Adapun Hasil dari Wawancara kepada petani pepaya dijelaskan di tabel di bawah ini



Tabel 3.2 Wawa

PEMBAHASAN	Hasil
Jenis penyakit pada daun pepaya	Mengetahui Bahwa daun pepaya terkena penyakit, tetapi tidak tahu jenis penyakit
Cara membedakan jenis penyakit	Mengetahui ciri ciri penyakit tertentu, susah membedahkan jenis penyakit.

3.2.2 Data sekunder

adalah data yang diperoleh dari bahan perpustakaan dan peneliti secara tidak langsung melalui media perantara. Sumber sekunder merupakan sumber yang tidak langsung diberikan kepada pengumpul data, misalnya lewat orang lain atau lewat dokumen. Data sekunder yang digunakan internet untuk memperoleh informasi, serta data data yang di perlukan .

- 1.) Jurnal Ilmia
- 2.) Artikel
- 3.) Buku

Tabel 3.3 Data set

Jenis penyakit	Jumlah foto	Pelatihan	Validasi	Pengujian
Healthy	233	163	35	35
Curl	233	163	35	35
PRSV	233	163	35	35
Total	699	489	105	105

Sumber : Hasil Penelitian 2024

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3.3 TEMPAT DAN WAKTU PENELITIAN

3.3.1 Tempat Penelitian

Tempat penelitian dilakukan di lahan pertanian sebagai lokasi utama untuk mengamati dan mengumpulkan data tentang penyakit daun pepaya, di rumah pribadi untuk proses analisis data dan simulasi model menggunakan perangkat komputer pribadi, ataupun bisa melalui simulasi lingkungan virtual memanfaatkan platform seperti gogle colab untuk melatih dan menguji model.

3.3.2 Waktu Penelitian


Dalam menyelesaikan proposal skripsi ini, Penulis membutuhkan waktu yang cukup guna melaksanakan setiap tahap penelitian secara terperinci, waktu penelitian meliputi berbagai tahapan, mulai dari proses persiapan, pengumpulan data, pengolahan data, analisis hasil, hingga penyusunan laporan akhir. Rincian waktu yang diperlukan telah dirancang secara sistematis dan dapat dilihat pada tabel di bawah ini :

Tabel 3.4 Jadwal Penelitian

NO	Jenis kegiatan	Waktu Kegiatan																			
		Sep 2024				Okt 2024				Nov 2024				Des 2024				Jan 2025			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1.	Studi Literatur																				
2.	Analisa Kebutuhan																				
3.	Penulisan Proposal																				
4.	Bimbingan Proposal																				
5.	Ujian																				

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

	Proposal		
6.	Penulisan Skripsi		
7.	Bimbingan Skripsi		
8.	Ujian Skripsi		

3.4 Alat dan Bahan

Dalam melakukan penelitian *transfer learning* dalam model klasifikasi penyakit pada daun pepaya dengan pendeektan arsitektur *ResNet152v2*. Diperlukan beberapa alat dan bahan, adapun alat dan bahannya yang digunakan adalah sebagai berikut :

3.4.1 Alat

- 1) Perangkat Komputer.
- 2) Google Colab.
- 3) Jaringan
- 4) Google Drive.
- 5) Python dan Pustaka Pendukung.

3.4.2 Bahan

- 1) Data set.
- 2) Model Pre-trained Resnet152v2.
- 3) Augmentasi Gambar.

3.5 Analisis Kebutuhan dan Analisis Sistem

3.5.1 Analisis Kebutuhan

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari

3 kelas utama yaitu :

- 1.) Healthy.
- 2.) Curl.
- 3.) Ringspot.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Data di peroleh melalui lahan pertanian langsung pengambilan data secara langsung kur data set gambar secara langsung terjun ke Lokasi peneliti di an petani, Setelah gambar terkumpul, klasifikasikan gamb manual berdasarkan karekteristik visual dari penyakit.

3.5.2 Analisis Sistem

Untuk Memastikan sistem dapat beroperasi dengan baik, berikut adalah kebutuhan perangkat keras dan perangkat lunak :

1.) Perangkat Keras (*Hardware*)

- SSD 125 GB
- RAM 4 GB
- CPU PROSESOR INTEL COLERON

2.) Perangkat Lunak (*Software*)

- Menggunakan Sistem Operasi Windows 11 digunakan sebagai platfrom untuk menjalankan Phyton

3.6 Metode Pengujian Sistem

3.6.1 Metode Pengujian

Pengujian dilakukan untuk menilai eektivitas model klasifikasi Penyakit daun pepaya yang dikembangkan menggunakan arsitektur Resnet152v2 tahapan pengujian terdiri dari :

- 1.) Pembagian data set : data set dipecah menjadi tiga bagian : Data validasi, data uji, data pelatihan.
- 2.) Evaluasi Model : kinerja model
- 3.) Akurasi : Mengukur presentase gambar
- 4.) *Precision, Recall, dan F1-Score* : menilai kekuatan deteksi
- 5.) *Confusion Matrix* : Matriks yang menggambarkan kinerja.

Tahap ini bertujuan untuk memastikan model yang telah dibangun memiliki performa yang optimal, proses pengujian menggunakan data uji yang telah dipisah dari data sebelumnya, hasil

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

pengujian model akan di evaluasi dengan menggunakan berbagai matriks tertentu, akurasi, presisi, recall, dan F1-Score.

Table 3.5 Confusion Matrix

	Actual Values	
Predeksi	1 (Positive)	0 (Negative)
	<i>TP</i> (True Positive)	<i>FP</i> (False Positive) Type I Error
	<i>FN</i> (False Negative) Type II Error	<i>TN</i> (True Negative)

- True Possitive (TP)*. Yaitu contoh yang di klasifikasikan dengan benar sebagai positif.
- False Positive (FP)*. Yaitu contoh yang salah diklasifikasikan sebagai positif.
- True Negatives (TN)*. Yaitu contoh yang diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif.
- False Negatives (FN)*. Yaitu contoh yang salah di klasifikasikan dengan benar sebagai negatif.

a) Akurasi

Akurasi adalah ukuran yang menentukan tingkat kemiripan antara hasil pengukuran dengan nilai yang sebenarnya di ukur. Akurasi yaitu ukuran seberapa baik model memprediksi kelas yang sebenarnya dari data uji. Akurasi juga dihitung dengan membagi jumlah predeksi yang benar dengan total jumlah predeksi.

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

Protected by PDF Anti-Copy Free

b) *Presisi* (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Presisi yaitu ukuran seberapa baik model untuk memprediksi kelas positif dengan benar. $Presisi$ juga dihitung dengan membagi jumlah prediksi positif yang benar dengan total jumlah prediksi positif.

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

c) *Sensitivitas*

Sensitivitas yaitu ukuran seberapa baik model mendeteksi kelas positif. *Sensitivitas* juga dihitung dengan membagi jumlah prediksi positif yang benar dengan total jumlah kelas positif.

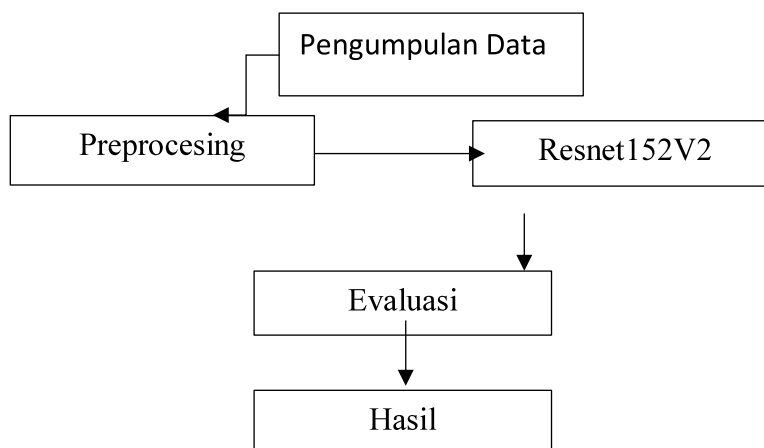
$$Sensitivitas = (TP / (TP + FN)).$$

d) *F-1 Score*

Score adalah rata-rata harmonik dari *presisi* dan *recall*. Ini memberikan keseimbangan antara kedua metrik ini. *F-1 score* berguna ketika kelas memiliki distribusi yang tidak seimbang secara matematis, *F-1 score* dihitung dengan rumus.

$$F-1 \text{ Score} = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall}$$

3.7 Rancangan Sistem



Gambar 3.4 Rancangan sistem

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN



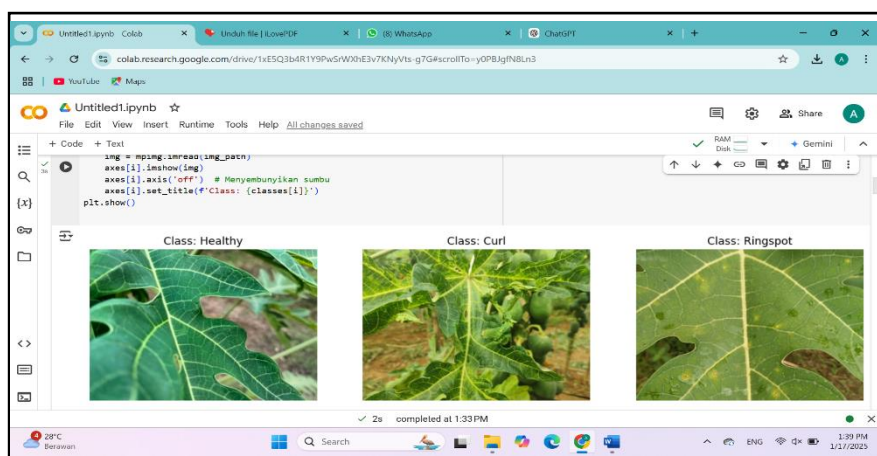
4.1 Gambaran Umum

Kelurahan siring agung adalah kelurahan yang terletak di kecamatan lubuklinggau selatan II Kota Lubuklinggau Sumatera Selatan. Yang Rata-Rata Penduduknya berprofesi sebagai petani. Baik itu pernatian Padi, Karet dan Sayuran.

4.2 Hasil Penelitian

4.2.1 Pengambilan dataset

Sumber data diambil dari petani pepaya secara langsung di kelurahan Siring agung, dan berdasarkan hasil observasi dan wawancara antara peneliti dengan petani pepaya serta berkonsultasi kepada yang ahlinya di dalam bidang pertanian, khususnya pertanian pepaya, maka disini peneliti memperoleh data berupa 3 kelas, yang mana 1 kelas *Healthy* (Sehat), *Ringspot* (Virus) dan *Curl* (Keriting), Bisa Dilihat Gambar Dibawah Ini :



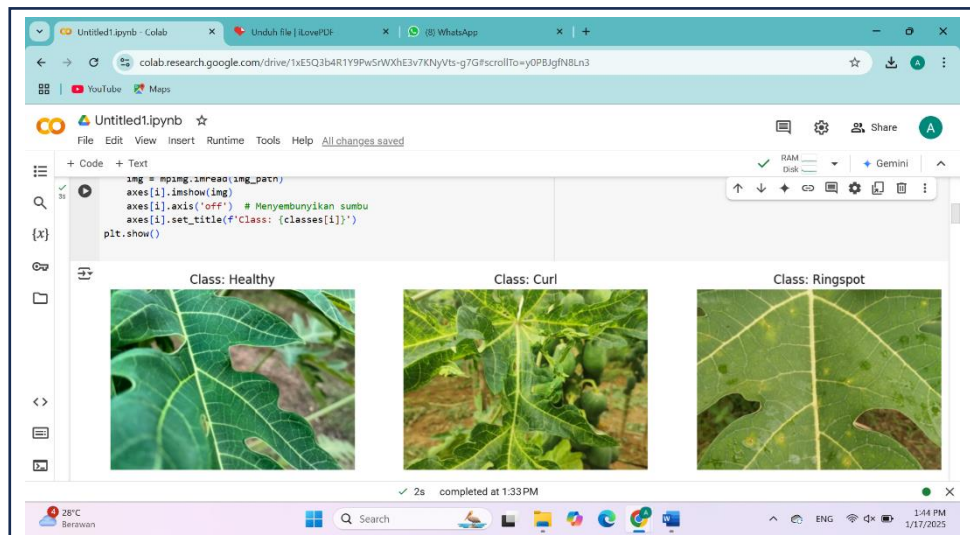
Gambar 4.1 penyakit daun pepaya

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.2.2 Preprocessing

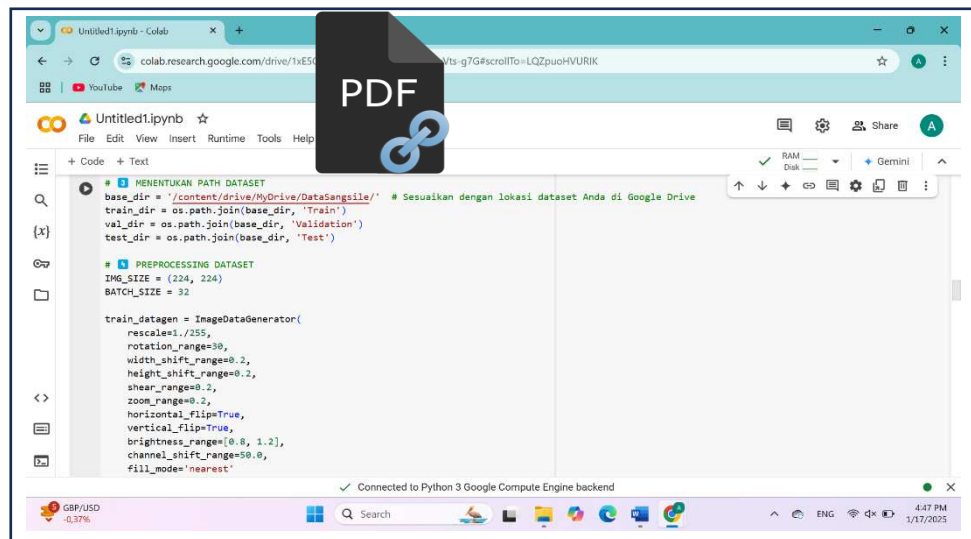
1. Pelabelan gambar ini dilakukan di *gogle colab phyton*, pelabelan sendiri merupakan *nama* pada gambar yang nantinya akan diperlukan sebagai *class* dalam penelitian ini peneliti memberi nama dengan 3 nama, yaitu *Healthy*, *Ringspot*, *Curl*, Pelabelan Yang akurat sangat penting agar model dapat belajar dengan benar dan *mengkalsifikasikan* yang baik, jika terjadi kesalahan dalam pelabelan, model bisa mengalami penurunan akurasi atau salah dalam *mengkalasifikasikan* gambar.



Gambar 4.2 Labeling

2. *Resize* gambar
Resize gambar adalah proses mengubah ukuran gambar tanpa mengubah kontennya, dalam penelitian ini, *resize* gambar dilakukan agar semua gambar dalam dataset memiliki ukuran yang seragam sebelum digunakan untuk melatih model ResNet152v2 Gambar yang sudah melalui proses *labeling* kemudian akan kita lakukan *resize* gambar, *resize* sendiri merupakan proses mengubah ukuran gambar menjadi 224 x 224 sesuai dengan model ResNet152v2 dengan bantuan *Gogle colab Phyton*.

Protected by PDF Anti-Copy Free (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

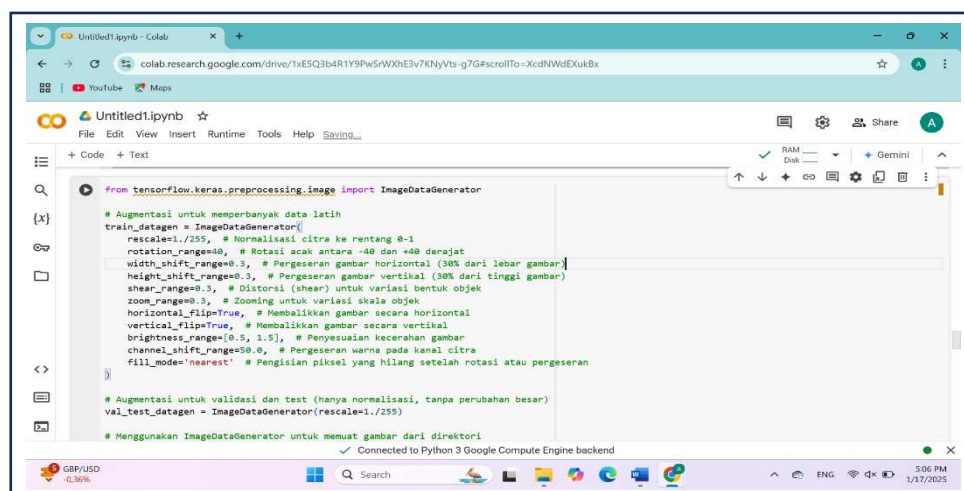


Gambar 4.3 Resize Gambar

Fungsi *resize* sendiri agar memudahkan proses *training* dataset, karena jika ukuran *pixel* berbeda beda maka mesin akan kesulitan dalam melakukan proses *training dataset*.

3. Augmentation

Setelah kita melakukan proses *resize* gambar maka langkah selanjutnya yaitu *augmentasi* gambar. *Augmentasi* gambar merupakan proses memperbanyak data gambar dengan berbagai jenis model gambar, Proses ini kita lakukan di gogle colab dengan terhubungnya ke *gogle drive*



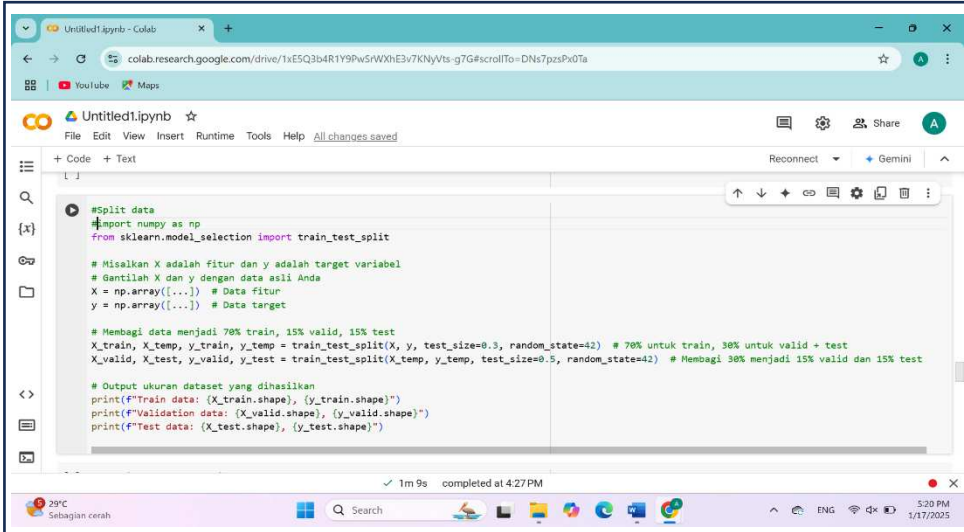
Gambar 4.4 Augmentations

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.2.3 Split Data

Split data merupakan proses pembagian antara data *train* dan data tes dan data valid, proses ini dilakukan di Colab, Pembagian data bisa melalui colab atau bisa di manual, pembagian ini kita gunakan dengan presentase 70 % train, 15% validation, 15% Test.



```

#Split data
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Misalkan X adalah fitur dan y adalah target variabel
# Gantilah X dan y dengan data asli Anda
X = np.array([...]) # Data fitur
y = np.array([...]) # Data target

# Membagi data menjadi 70% train, 15% valid, 15% test
X_train, X_temp, y_train, y_temp = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42) # 70% untuk train, 30% untuk valid + test
X_valid, X_test, y_valid, y_test = train_test_split(X_temp, y_temp, test_size=0.5, random_state=42) # Membagi 30% menjadi 15% valid dan 15% test

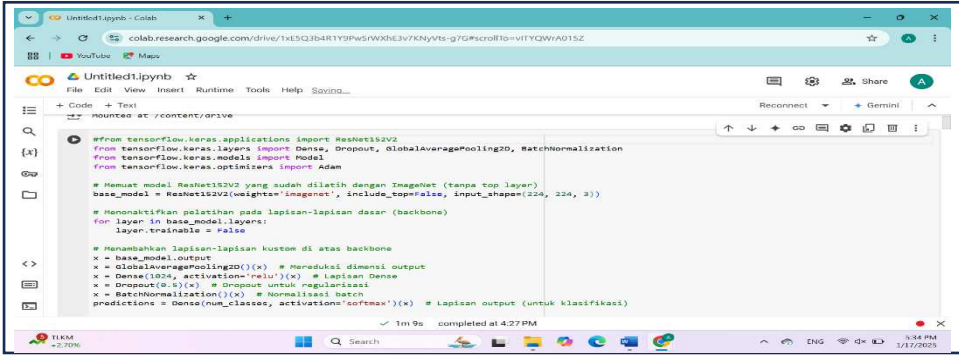
# Output ukuran dataset yang dihasilkan
print(f"Train data: {X_train.shape}, {y_train.shape}")
print(f"Validasi data: {X_valid.shape}, {y_valid.shape}")
print(f"Test data: {X_test.shape}, {y_test.shape}")

```

Gambar 4.5 Split data

4.2.4 Transfer Learning

Setelah melakukan *split* data, maka kita akan melatih model dengan *arsitektur ResNet152v2* dengan pendekatan *Teknik Transfer learning*, Menggunakan data set *Imagenet* Digunakan Sebagai Fondasi.



```

from tensorflow.keras.applications import ResNet152V2
from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout, GlobalAveragePooling2D, BatchNormalization
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

# Memuat model ResNet152V2 yang sudah dilatih dengan Imagenet (tanpa top layer)
base_model = ResNet152V2(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224, 224, 3))

# Menonaktifkan pelatihan pada lapisan-lapisan dasar (backbone)
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False

# Menambahkan lapisan-lapisan kustom di atas backbone
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x) # Mereduksi dimensi output
x = Dense(1024, activation='relu')(x) # Lapisan Dense
x = Dropout(0.5)(x) # Dropout untuk regulisasi
x = BatchNormalization()(x) # Normalisasi batch
predictions = Dense(num_classes, activation='softmax')(x) # Lapisan output (untuk klasifikasi)

```

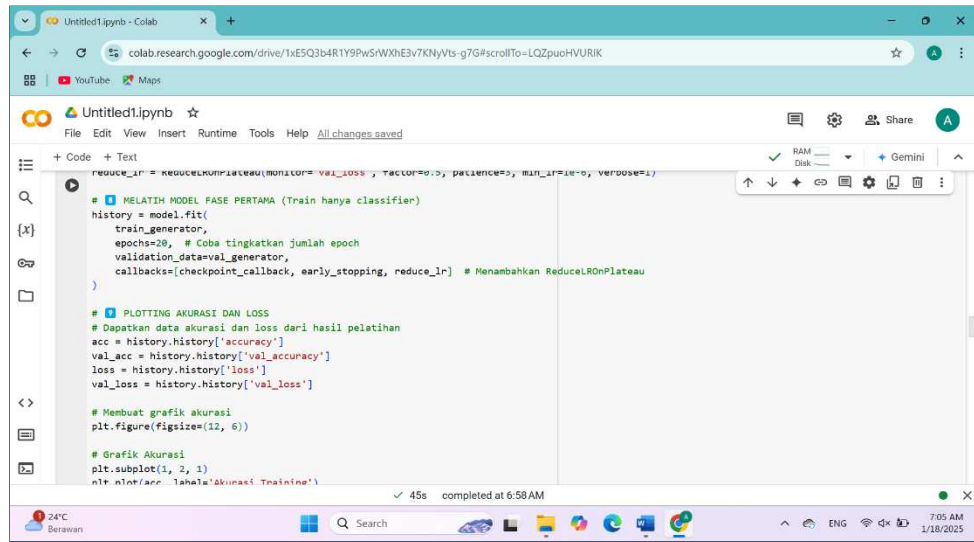
Gambar 4.6 Libery Resnet152v2

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.2.5 Proses Pelatihan Model

Setelah Melakukan *penyiapan libery transfer learning*, maka kita akan melatih model *ResNetV2*, yang nanti nya akan akan di jalan kan di *gogle colab* dengan menggunakan *python*, Pada tahap ini Peneliti disini menggunakan 20 epoch , Bisa dilihat gambar dibawah ini :



```

reduce_lr = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.5, patience=5, min_lr=1e-6, verbose=1)

# MELATIH MODEL FASE PERTAMA (Train hanya classifier)
history = model.fit(
    train_generator,
    epochs=20, # Coba tingkatan jumlah epoch
    validation_data=val_generator,
    callbacks=[checkpoint_callback, early_stopping, reduce_lr] # Menambahkan ReduceLROnPlateau
)

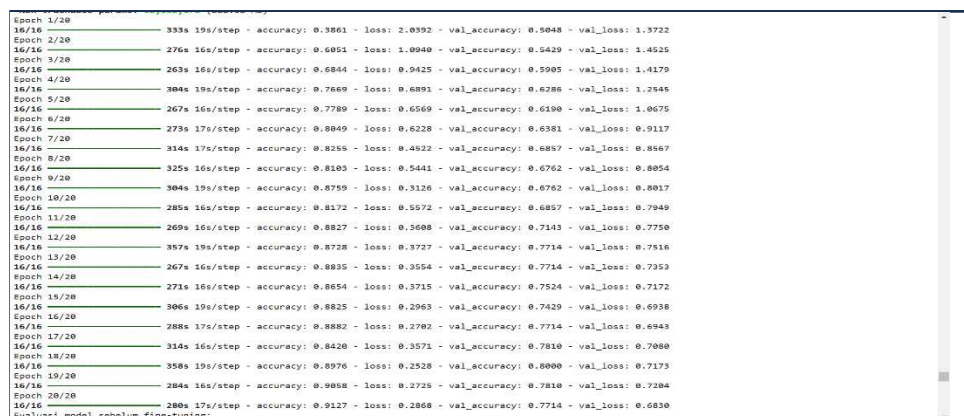
# PLOTTING AKURASI DAN LOSS
# Dapatkan data akurasi dan loss dari hasil pelatihan
acc = history.history['accuracy']
val_acc = history.history['val_accuracy']
loss = history.history['loss']
val_loss = history.history['val_loss']

# Membuat grafik akurasi
plt.figure(figsize=(12, 6))

# Grafik Akurasi
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(acc, label='Akurasi Training')
  
```

Gambar 4.7 Melatih Model

Setelah melakukan proses melatih model maka kita akan akan melihat akurasi dan *loss* selama pelatihan yang akan di tampilkan setiap *epoch* yang di dihasilkan dari *epoch* pertama dan terakhir, Bisa di lihat di gambar di bawah ini :



```

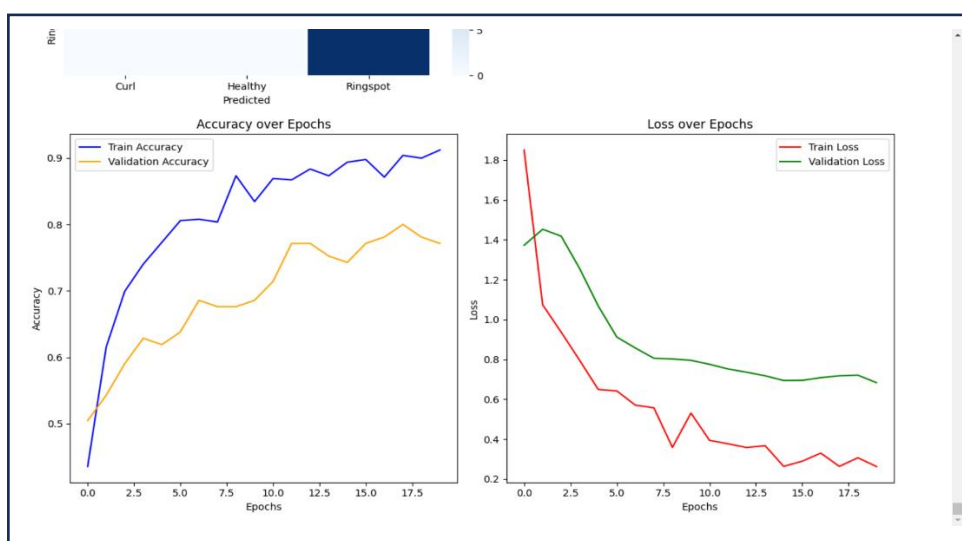
Epoch 1/20 ----- 333s 19s/step - accuracy: 0.3861 - loss: 2.0392 - val_accuracy: 0.5048 - val_loss: 1.3722
Epoch 2/20 ----- 276s 16s/step - accuracy: 0.6951 - loss: 1.0940 - val_accuracy: 0.5429 - val_loss: 1.4525
Epoch 3/20 ----- 263s 16s/step - accuracy: 0.6844 - loss: 0.9425 - val_accuracy: 0.5905 - val_loss: 1.4179
Epoch 4/20 ----- 304s 19s/step - accuracy: 0.7669 - loss: 0.6891 - val_accuracy: 0.6288 - val_loss: 1.2545
Epoch 5/20 ----- 267s 16s/step - accuracy: 0.7789 - loss: 0.6569 - val_accuracy: 0.6190 - val_loss: 1.0675
Epoch 6/20 ----- 273s 17s/step - accuracy: 0.8849 - loss: 0.6228 - val_accuracy: 0.6381 - val_loss: 0.9117
Epoch 7/20 ----- 314s 17s/step - accuracy: 0.8255 - loss: 0.4512 - val_accuracy: 0.6857 - val_loss: 0.8567
Epoch 8/20 ----- 325s 16s/step - accuracy: 0.8103 - loss: 0.5441 - val_accuracy: 0.6762 - val_loss: 0.8054
Epoch 9/20 ----- 304s 19s/step - accuracy: 0.8759 - loss: 0.3126 - val_accuracy: 0.6762 - val_loss: 0.8917
Epoch 10/20 ----- 285s 16s/step - accuracy: 0.8172 - loss: 0.5572 - val_accuracy: 0.6857 - val_loss: 0.7949
Epoch 11/20 ----- 269s 16s/step - accuracy: 0.8827 - loss: 0.3608 - val_accuracy: 0.7143 - val_loss: 0.7750
Epoch 12/20 ----- 397s 19s/step - accuracy: 0.8728 - loss: 0.3727 - val_accuracy: 0.7714 - val_loss: 0.7516
Epoch 13/20 ----- 267s 16s/step - accuracy: 0.8835 - loss: 0.3554 - val_accuracy: 0.7714 - val_loss: 0.7353
Epoch 14/20 ----- 271s 16s/step - accuracy: 0.8654 - loss: 0.3715 - val_accuracy: 0.7524 - val_loss: 0.7172
Epoch 15/20 ----- 306s 19s/step - accuracy: 0.8825 - loss: 0.2963 - val_accuracy: 0.7429 - val_loss: 0.6938
Epoch 16/20 ----- 288s 17s/step - accuracy: 0.8882 - loss: 0.2702 - val_accuracy: 0.7714 - val_loss: 0.6943
Epoch 17/20 ----- 314s 16s/step - accuracy: 0.8420 - loss: 0.3571 - val_accuracy: 0.7819 - val_loss: 0.7080
Epoch 18/20 ----- 358s 19s/step - accuracy: 0.8976 - loss: 0.2528 - val_accuracy: 0.8000 - val_loss: 0.7173
Epoch 19/20 ----- 284s 16s/step - accuracy: 0.9858 - loss: 0.2725 - val_accuracy: 0.7819 - val_loss: 0.7204
Epoch 20/20 ----- 280s 17s/step - accuracy: 0.9127 - loss: 0.2868 - val_accuracy: 0.7714 - val_loss: 0.6830
Evaluasi model sebelum fine-tuning:
  
```

Gambar 4.8 perhitungan Epoch

Protected by PDF Anti-Copy Free

4.2.6 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) Grafik Akurasi dan Loss, Training Validation loss

Setelah Kita melakukan pelatihan per *epoch* maka kita akan melihat hasil dari setiap *epoch* berjalan baik berbentuk angka atau grafik Akurasi dan loss *training* dan *validation loss*, bisa dilihat gambar di bawah ini :



Gambar 4.9 Grafik akurasi dan los

4.2.7 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan berdasarkan metrik akurasi dan *loss* selama pelatihan, Grafik akurasi menunjukkan bagaimana model belajar dari data pelatihan dan validasi, sedangkan grafik los menggambarkan seberapa baik model dalam meminimalkan kesalahan prediksi.

1. Perkembangan Akurasi Dan Los Selama Epoch

Akurasi *Training*: 38.61% *Loss Training*: 2.0392 Akurasi *Validation*: 50.48% *Loss Validation*: 1.3722 Pada *epoch* pertama, model menunjukkan akurasi yang relatif rendah baik pada data *training* maupun *validation*. *Loss* juga masih tinggi, yang menandakan model belum sepenuhnya belajar dari data.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Epoch 2 Akurasi Training: 60.51% Loss Training: 1.0940 Akurasi Validation: 54.29% Loss Validation: 1.4525 Terjadi peningkatan signifikan pada akurasi *training*, namun akurasi *validation* set belum menunjukkan peningkatan yang sebanding, dan *loss validation* malah sedikit meningkat.

Epoch 3 Akurasi Training: 68.44% Loss Training: 0.9425 Akurasi Validation: 59.05% Loss Validation: 1.4179 Model terus menunjukkan peningkatan pada akurasi *training*, namun akurasi *validation* masih naik perlahan. Hal ini menunjukkan model mulai mengenali fitur data lebih baik, meskipun belum optimal pada data *validation*.

Epoch 4 Akurasi Training: 76.69% Loss Training: 0.6891 Akurasi Validation: 62.86% Loss Validation: 1.2545 Terdapat peningkatan yang signifikan pada kedua metrik (akurasi dan *loss*) di kedua set, *training* dan *validation*. Model mulai mencapai kinerja yang lebih stabil.

Epoch 5 Akurasi Training: 77.89% Loss Training: 0.6569 Akurasi Validation: 61.90% Loss Validation: 1.0675 Pada epoch ini, ada sedikit penurunan pada akurasi *validation* dan *loss validation*, namun akurasi *training* masih meningkat, menunjukkan bahwa model masih beradaptasi dengan data.

Epoch 6 Akurasi Training: 80.49% Loss Training: 0.6228 Akurasi Validation: 63.81% Loss Validation: 0.9117 Model menunjukkan peningkatan yang baik pada data *training* dan *validation*, dengan *loss validation* yang semakin menurun, mengindikasikan model mulai lebih baik dalam generalisasi.

Epoch 7 Akurasi Training: 82.55% Loss Training: 0.4522 Akurasi Validation: 68.57% Loss Validation: 0.8567 Peningkatan signifikan terlihat pada *validation accuracy*, yang mencapai 68.57%. *Loss validation* juga menurun, menunjukkan bahwa model semakin mampu menggeneralisasi pola dari data.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Epoch 8 Akurasi Training: 81.03% Loss Training: 0.5441 Akurasi Validation: 67.62% Loss Validation: 0.8054 Meskipun akurasi training sedikit menurun, namun akurasi validation tetap stabil. Ini menunjukkan bahwa model semakin stabil dalam memprediksi data validasi.

Epoch 9 Akurasi Training: 87.59% Loss Training: 0.3126 Akurasi Validation: 67.62% Loss Validation: 0.8017 Akurasi training terus meningkat secara signifikan, mencapai 87.59%, namun akurasi validation tetap stagnan. Hal ini mengindikasikan model mungkin mulai mengalami overfitting, meskipun performa di data training sangat baik.

Epoch 10 Akurasi Training: 81.72% Loss Training: 0.5572 Akurasi Validation: 68.57% Loss Validation: 0.7949 Terjadi sedikit fluktuasi dalam akurasi training dan validation. Hal ini bisa menunjukkan proses adaptasi model yang mulai stabil setelah mengalami peningkatan signifikan.

Epoch 11 Akurasi Training: 88.27% Loss Training: 0.3608 Akurasi Validation: 71.43% Loss Validation: 0.7750 Pada epoch ini, akurasi validation menunjukkan peningkatan yang signifikan menjadi 71.43%. Loss validation juga semakin menurun, menandakan peningkatan kinerja model dalam memprediksi data validasi.

Epoch 12 Akurasi Training: 87.28% Loss Training: 0.3727 Akurasi Validation: 77.14% Loss Validation: 0.7516 Akurasi validation terus meningkat, dan loss validation terus menurun, menunjukkan bahwa model semakin mampu mengatasi tantangan generalisasi.

Epoch 13 Akurasi Training: 88.35% Loss Training: 0.3554 Akurasi Validation: 77.14% Loss Validation: 0.7353 Tidak ada perubahan signifikan dalam akurasi validation, tetapi model tetap menunjukkan stabilitas dalam kinerjanya dengan akurasi training yang tinggi.

Epoch 14 Akurasi Training: 86.54% Loss Training: 0.3715 Akurasi Validation: 75.24% Loss Validation: 0.7172 Meskipun terjadi penurunan sedikit pada akurasi training, akurasi validation menunjukkan penurunan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

loss yang stabil, mengindikasikan model cukup baik dalam menjaga kinerja pada data yang tidak ter

Epoch 15 Akurasi Training: 88.25% Loss Training: 0.2963 Akurasi Validation: 74.29% Loss Validation: 0.6938 Pada epoch ini, model menunjukkan penurunan loss training dan stabilitas dalam akurasi validation, meskipun ada sedikit penurunan dibandingkan epoch sebelumnya.

Epoch 16 Akurasi Training: 88.82% Loss Training: 0.2702 Akurasi Validation: 77.14% Loss Validation: 0.6943 Model menunjukkan peningkatan dalam akurasi training, meskipun ada sedikit fluktuasi pada akurasi validation. Loss validation tetap stabil, yang menunjukkan model tidak overfitting secara drastis.

Epoch 17 Akurasi Training: 84.20% Loss Training: 0.3571 Akurasi Validation: 78.10% Loss Validation: 0.7080 Terjadi penurunan kecil pada akurasi training, namun akurasi validation terus menunjukkan peningkatan. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat menggeneralisasi lebih baik pada data validation.

Epoch 18 Akurasi Training: 89.76% Loss Training: 0.2528 Akurasi Validation: 80.00% Loss Validation: 0.7173 Akurasi validation mencapai 80%, yang merupakan nilai tertinggi pada epoch ini. Meskipun ada sedikit penurunan pada loss validation, model menunjukkan peningkatan yang stabil.

Epoch 19 Akurasi Training: 90.58% Loss Training: 0.2725 Akurasi Validation: 78.10% Loss Validation: 0.7204 Terjadi penurunan kecil pada akurasi validation, yang menunjukkan adanya sedikit fluktuasi dalam kinerja model pada data yang tidak terlihat.

Epoch 20 Akurasi Training: 91.27% Loss Training: 0.2868 Akurasi Validation: 77.14% Loss Validation: 0.6830

,model menunjukkan akurasi pelatihan hampir 96%, dan akurasi validasi mencapai 75%. Loss stabil dan sangat rendah, yang menunjukkan model

Protected by PDF Anti-Copy Free

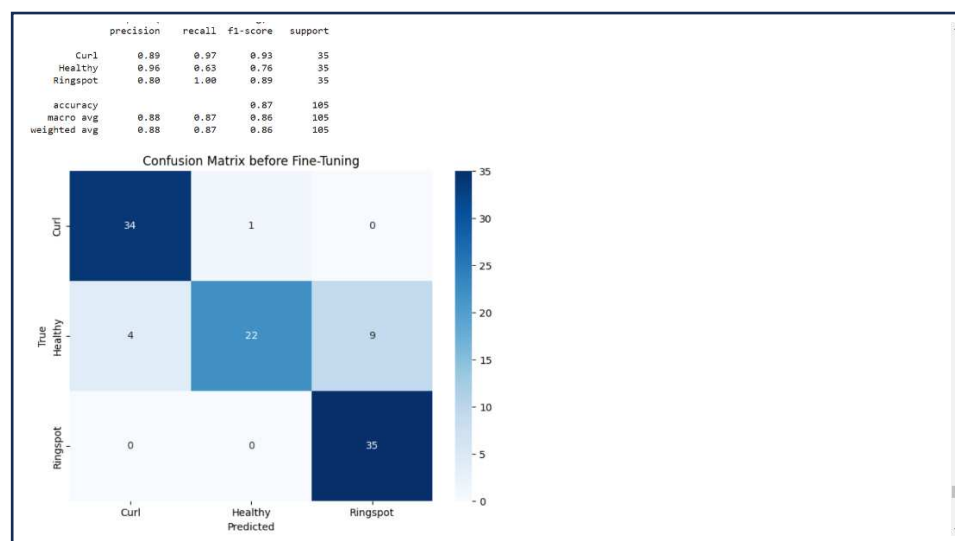
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

memiliki performa yang sangat baik baik pada data pelatihan maupun validasi.

Model mengalami peningkatan yang signifikan dalam hal akurasi pelatihan dan validasi seiring bertambahnya epoch. Akurasi pelatihan mencapai hampir 96%, dan akurasi validasi stabil pada sekitar 75% setelah 20 epoch. Loss pelatihan dan validasi menurun secara konsisten, dengan fluktuasi yang relatif kecil di data validasi. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang baik dalam menggeneralisasi ke data validasi setelah 20 epoch, meskipun ada fluktuasi pada beberapa titik (terutama untuk validasi).

4.2.8 Evaluasi model dengan *confusion matrix*

Confusion Matrix digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi model terhadap kelas yang sebenarnya, memberikan gambaran tentang performa model dalam mengklasifikasikan tiga katagori penyakit pada daun pepaya : *Curl*, *Healthy*, Dan *ringspot*, Bisa dilihat gambar di bawah ini :



Gambar 4.10 confusion matrix

Pada gambar *confusion matrix* dan tabel prediksi di atas bisa dilihat setiap garis menunjukkan prediksi model *misclassification* pada kelas healthy sebanyak 4 sampel healthy diklasifikasikan sebagai Curl , dan 9 sampel di klasifikasikan Sebagai Ringspot, Hal ini menunjukkan bahwa fitur visual dari daun sehat mungkin terlihat beberapa kesamaan dengan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

daun yang terkena penyakit tertentu. Untuk Kelas Ringspot Tidak ada kesalahan.



4.3 Pembahasan

Bagian ini membahas bagaimana yang di dapat dari eksperimen klasifikasi penyakit pada daun pepaya menggunakan model *ResNet152v2*, Pembahasan mencakup Evaluasi Kinerja model, analisis kesalahan, validasi dengan data uji, serta keterbatasan dan potensi pengembangan penelitian ini.

4.3.1 Evaluasi Kinerja Model

Model dilatih dengan dataset yang terdiri dari tiga kelas : *Curl*, *Healthy*, dan *Ringspot*, Hasil Penelitian Menunjukkan Bahwa Model memiliki akurasi pelatihan 96% dan akurasi validasi 75%, Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang di atas tadi, yang menunjukkan bahwa kelas curl dan ringspot memiliki tingkat klasifikasi yang lebih tinggi di dibandingkan kelas healthy yang masih sering salah diklasifikasikan.

4.3.2 Analisis Kesalahan Model

Berdasarkan *confusion matrix* kesalahan klasifikasi utama terjadi pada kelas *healthy*, dimana beberapa gambar diklasifikasikan sebagai *Curl* atau *ringspot*. Beberapa faktor yang mempengaruhi kesalahan ini adalah

- Kemiripan Visual antar kelas, Membuat model sulit membedahkan beberapa katagori.
- Dataset yang terbatas, Menyebabkan model kurang memiliki variasi data untuk belajar lebih baik.
- Potensi *Overfitting*, Karena model lebih akurat dalam pelatihan dibandingkan validasi

4.3.3 Validasi dengan data uji

Model diuji menggunakan dataset testing yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil Pengujian menunjukkan Akurasi sebesar 87%, yang cukup baik meskipun masih ada beberapa kesalahan klasifikasi. Visualisasi hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar, namun masih perlu perbaikan lebih lanjut.

Protected by PDF Anti-Copy Free

4.3.4 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) Keterbatasan dan potensi pengembangan

Beberapa keterbatasan penelitian ini meliputi

- Jumlah data masih terbatas, khususnya pada kelas *Healthy*.
- Belum dilakukan *Fine-tuning* lebih lanjut, yang bisa meningkatkan akurasi.
- Beberapa kelas memiliki ciri visual yang mirip, menyebabkan kesalahan klasifikasi.
- *Arsitektur Resnet152v2* model yang sangat dalam lapisan nya

Potensi pengembangan untuk penelitian ini adalah :

- Meningkatkan jumlah data untuk memperkaya variasi gambar.
- Menggunakan teknik augmentasi yang lebih luas untuk memperbaiki generalisasi model.
- Menguji arsitektur *deep learning* lainnya untuk membandingkan performa model.

4.4 Pengujian Sistem

Pada bagian ini dilakukan pengujian terhadap sistem klasifikasi penyakit daun pepaya yang telah di buat , Pengujian dilakukan dengan cara memasukkan gambar daun pepaya ke dalam model, kemudian melihat hasil prediksi yang di berikan .

4.4.1 Metode pengujian

Pengujian dilakukan dengan beberapa langkah seperti berikut

- Memasukkan gambar daun pepaya ke dalam sistem.
- Model melakukan prediksi, berdasarkan gambar yang diberikan.
- Hasil prediksi ditampilkan, termasuk label klasifikasi dan probabilitas keyakinan model.
- Menganalisis hasil prediksi dengan membandingkan label prediksi dengan label sebenarnya.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

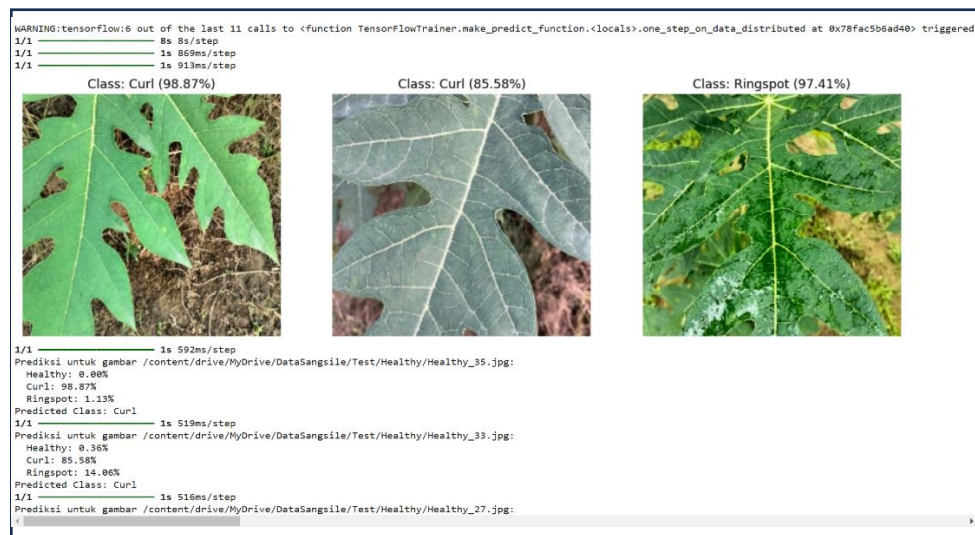
Bisa dilihat dilihat gambar dibawah ini yang menunjukkan hasil

klasifikasi gambar yang belum pernah dilihat :



Gambar 4.11 Hasil klasifikasi benar

Namun ada beberapa hasil klasifikasi yang menunjukkan label yang salah. Klasifikasi seharusnya foto yang menunjukkan kelas *Healthy*. Namun klasifikasi menunjukkan 98,87% kelas *Curl* dan 97,41% kelas *Ringspot*. Bisa dilihat gambar di bawah ini :



Gambar 4.12 Klasifikasi salah

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.4.2 Hasil Pengujian

Berdasarkan Hasil Pengujian, model dapat mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas *healthy*, yang sering diklasifikasikan sebagai kelas lain. Meskipun demikian, model tetap menunjukkan performa yang cukup baik dalam mendeteksi penyakit daun pepaya secara otomatis.

4.4.3 Evaluasi Kinerja Sistem

Evaluasi dilakukan berdasarkan akurasi model, *confusion matrix*, serta visualisasi hasil prediksi. Secara keseluruhan, sistem telah berfungsi sesuai dengan tujuan penelitian, meskipun masih memiliki keterbatasan dalam membedakan beberapa kelas yang memiliki kemiripan visual.



5.1 Kesimpulan

Penelitian ini menggunakan pendekatan *transfer learning* model arsitektur *ResNet152v2*, Untuk mengembangkan cara mengklasifikasikan penyakit pada daun pepaya dengan tingkat penyakit masing-masing, Dengan menggunakan dataset gambar yang terdiri dari dua 3 kelas yaitu *Healthy*, *Ringspot*, *curl*, Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Kinerja model
 - Model *ResNet152v2* dapat digunakan untuk klasifikasi penyakit daun pepaya, dengan akurasi pengujian sebesar 87%.
 - *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa model lebih akurat dalam mengenali kelas *Curl* dan *Ringspot*, tetapi mengalami kesulitan dalam membedahkan kelas *healthy*.
2. Analisis kesalahan
 - Faktor utama yang mempengaruhi kesalahan klasifikasi adalah kemiripan visual antar kelas dan jumlah dataset yang terbatas.
 - Model memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut, misalnya dengan memperbanyak data latih atau menggunakan teknik *fine-tuning* yang lebih optimal.
3. Keunggulan metode *Transfer Learning*
 - Arsitektur *resnet152v2* dengan teknik *transfer learning* terbukti dapat meningkatkan *efisiensi* dalam pelatihan model dengan jumlah data yang terbatas, model mampu belajar pola penting dan fitur gambar penyakit daun pepaya.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4. Keterbatasan penelitian

- Model ini memiliki potensi *overfitting*, terlihat dari perbedaan akurasi yang cukup signifikan antara data pelatihan dan data validasi pada beberapa epoch awal. Dataset yang digunakan masih terbatas, baik dari segi jumlah seperti sampel maupun variasi gambar, kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar.
- Tidak dilakukan *fine tuning* lebih lanjut, sehingga model mungkin belum mencapai performa optimalnya

Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa penggunaan *transfer learning* dengan *ResNet152v2* cukup efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun pepaya, meskipun masih ada tantangan dalam meningkatkan akurasi, terutama pada kelas tertentu.

5.2 Saran

Berikut ini adalah beberapa saran yang dapat dipertimbangkan dalam penelitian lanjutan untuk meningkatkan kualitas dan aplikasi hasil penelitian

1. Peningkatan kualitas dan kuantitas data

- Menambah jumlah data set, khususnya untuk kelas yang memiliki akurasi lebih rendah, guna meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola yang lebih beragam
- Menggunakan teknik *augmentasi* yang mendalam, dan memperbaiki kualitas gambar sesuai dengan pencahayaan *rotation* dan sudut pandang.

2. Eksplorasi arsitektur model lain

- Meskipun *ResNet152v2* telah menunjukkan hasil yang baik, eksplorasi model lain seperti EfficientNet, Dense Net, Atau Vision, dapat dilakukan untuk membandingkan performa model dan mencari solusi yang lebih optimal

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3. *Fine – tuning* dan optimasi model
 - Melakukan *fine-tuning* lanjut dengan membuka lebih banyak layer dari model *pre-trained* agar bisa lebih menyesuaikan dengan *rate*, *batch size* dan *optimizer* untuk menemukan kombinasi terbaik yang meningkatkan performa model.
4. Implementasi dalam sistem nyata
 - Model yang di implimentasikan dapat dikembangkan dapat di integrasikan dalam aplikasi berbasis web atau *mobile* untuk membantu petani atau peneliti dalam mendeteksi penyakit daun pepaya secara otomatis .
5. Penelitian lanjutan
 - Penelitian di masa depan dapat memperluas klasifikasi dengan menambah kan lebih banyak jenis penyakit pada daun pepaya.
 - Menggunakan *multi-modal learning* dengan menggabungkan citra daun pepaya dan data cuaca atau kondisi tanah untuk mendapatkan klasifikasi yang lebih akurat.
 - Menguji model pada berbagai kondisi lingkungan untuk memastikan bahwa model tetap dapat berfungsi dengan baik dalam kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda.

Dengan melakukan perbaikan dan pengembangan lebih lanjut, model klasifikasi penyakit daun pepaya dapat menjadi alat yang lebih akurat dan bermanfaat bagi petani dan praktisi di bidang pertanian.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR PUSTAKA



- [1] Zahrotul Ilmi Wijayanti, “Penerapan Teknologi CNN Dalam Proses Pendeteksi Kematangan Buah Stroberi,” *Uranus J. Ilm. Tek. Elektro, Sains dan Inform.*, vol. 2, no. 3, pp. 01–12, 2024, doi: 10.61132/uranus.v2i3.192.
- [2] S. Suparman *et al.*, “Tingkat Serangan Organisme Pengganggu Tanaman Berdasarkan Luas Lahan Petani Di Sumatera Selatan,” *Pros. Semin. Nas. Pertan. Pesisir*, vol. 2, no. 1, pp. 548–550, 2023, [Online]. Available: <https://semnas.bfp-unib.com/index.php/SENATASI/article/view/225>
- [3] M. Razavi, S. Mavaddati, Z. Kobti, and H. Koohi, “Rice-ResNet: Rice classification and quality detection by transferred ResNet deep model[Formula presented],” *Softw. Impacts*, vol. 20, no. April, p. 100654, 2024, doi: 10.1016/j.simpa.2024.100654.
- [4] Abdul Jalil Rozaqi, M. R. Arief, and A. Sunyoto, “Implementation of Transfer Learning in the Convolutional Neural Network Algorithm for Identification of Potato Leaf Disease,” *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 1, no. 1, 2021, doi: 10.21070/pels.v1i1.820.
- [5] R. FATURRAHMAN, Y. S. HARIYANI, and S. HADIYOSO, “Klasifikasi Jajanan Tradisional Indonesia berbasis Deep Learning dan Metode Transfer Learning,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 4, p. 945, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i4.945.
- [6] J. E. Widyaya and S. Budi, “The Effect of Preprocessing on the Classification of Diabetic Retinopathy with the Transfer Learning Convolutional Neural Network Approach,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 110–124, 2021.
- [7] F. Pratama, M. Nasir, and S. Sauda, “Implementasi Metode Klasifikasi Dengan Algoritma Support Vector Machine Untuk Menentukan Stok Persediaan Barang Pada Koperasi Karyawan Pangan Utama,” *J. Softw. Eng.*

Protected by PDF Anti-Copy Free


(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- Ampera*, vol. 1, no. 2, pp. 71–81, 2020, doi: 10.51519/journalsea.v1i2.46.
- [8] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Identity mappings in deep residual networks,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinform.)*, vol. 9908 LNCS, pp. 630–645, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-46493-0_38.
- [9] D. Setiawan and T. Suryawijaya, “Algoritma Resnet152V2 Dalam Melakukan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat,” *J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 37–42, 2023, doi: 10.54840/jcstech.v3i2.192.
- [10] K. Auliasari, “IJISCS | 171 FEATURE EXTRACTION AND K-MEANS CLUSTERING APPROACH TO CLASSIFY THE COVID-19 LUNG CT-SCAN IMAGE IJISCS (International Journal of Information System and Computer Science),” vol. 0793, pp. 171–183, 2021.
- [11] K. Kousalya, B. Krishnakumar, A. S. Aswath, P. S. Gowtham, and S. R. Vishal, “Terrain identification and land price estimation using deep learning,” *AIP Conf. Proc.*, vol. 2387, no. February, 2021, doi: 10.1063/5.0068625.
- [12] M. Sutrawati *et al.*, “FIRST REPORT OF Begomovirus INFECTION ON PAPAYA IN BENGKULU, INDONESIA,” *J. Trop. Plant Pests Dis.*, vol. 21, no. 1, pp. 49–55, 2021, doi: 10.23960/jhptt.12149-55.
- [13] W. Widodo and S. Wiyono, “Penyakit Keriting Daun Pepaya yang Disebabkan oleh *Cladosporium cladosporioides*,” *J. Fitopatol. Indones.*, vol. 8, no. 1, pp. 28–29, 2012, doi: 10.14692/jfi.8.1.28.
- [14] N. L. P. Indriyani, Affandi, and Sunarwati Diah, *Petunjuk Teknis Pengelolaan Kebun Pepaya Sehat*. 2008.
- [15] P. Mayr and A. K. Walter, “An exploratory study of Google Scholar,” *Online Inf. Rev.*, vol. 31, no. 6, pp. 814–830, 2007, doi: 10.1108/14684520710841784.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 1. Formulir Pengajuan Judul Skripsi



UNIVERSITAS BINA INSAN

Jalan Jendral Besar No. 100, Lubuk Kumpang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

Formulir Pengajuan Judul Skripsi
Program Studi Rekayasa Sistem Komputer

Nama : AJI ARIS NASUTION
 NIM : 2102010010
 Alamat : KELURAHAN SIRING AGUNG RT.02, JL.IRIGASI
 No.Hp : 085179889466


Rumusan Masalah 1 : Bagaimana cara mengimplementasikan sistem notifikasi menggunakan whatsapp untuk memberi tahu pengguna ketika Api terdeteksi?
Judul 1 : Prototipe Alat Pendeteksi Api Flame Sensor Berbasis NodeMCU : ESP8266 Dengan Notifikasi WhatsApp



Rumusan Masalah 2 : Apa saja jenis penyakit pada daun pepaya yang dapat dikenali secara akurat menggunakan model ResNet152v2, dan bagaimana tingkat akurasi klasifikasi untuk masing-masing jenis penyakit tersebut?
Judul 2 : Transfer learning model dalam klasifikasi penyakit daun pepaya dengan pendekatan arsitektur ResNet152v2

Rumusan Masalah 3 : Bagaimana merancang dan mengembangkan prototipe alat pemberi makan ternak otomatis yang dapat dikendalikan melalui aplikasi i?
Judul 3 : Rancang bangun prototipe alat pemberi makan ternak otomatis dengan penjadwalan yang dapat dikendalikan melalui aplikasi blynk

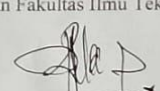

Diusulkan Judul Nomor : 1 (satu) / 2 (Dua) / 3 (Tiga)*

Lubuklinggau, 05.10.2024
 Mahasiswa yang mengusulkan,


 Aji Aris Nasution

Menyetujui Dosen Pembimbing,
 Pembimbing 1 (Davit Irawan, M.Kom) (..........)
 Pembimbing 2 (Fido Rizki, M.Kom) (..........)

Mengesahkan
 Dekan Fakultas Ilmu Teknik Mengetahui
 Ketua Program Studi, Rekayasa Sistem Komputer


(Dr. Rudi Kurniawan, ST, M.kom) (Armanto, M.kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas Bina Insan)
0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
0733-3280300 (Admin UNIVBI)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

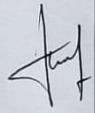
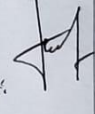
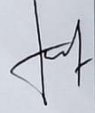
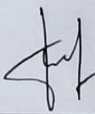
Lampiran 2. Lembar Bimbingan Skripsi




UNIVERSITAS BINA INSAN
Jalan Jenderal Besar H.M. Soeharto KM.13 Kel. Lubuk Kumpang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Aji Aris Nasution
 Nim : 2102010010
 Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer
 Pembimbing 1 : Davit Irawan, M.Kom
 Pembimbing 2 : Fido Rizki, M.Kom
 Judul : Transfer learning model dalam klasifikasi penyakit daun pepaya dengan pendekatan arsitektur resnet152v2

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1.	18/25 1	Bab. I-ii	<ul style="list-style-type: none"> - Perbaiki format Penulisan - Perbaiki rumusan dan Batasan masalah 		
2.	20/25 1	Bab. III-iv	<ul style="list-style-type: none"> - kelola pengujian sistem di jelaskan lagi - Puncungan sistem di perbaiki - sistem di usikan 		
3.	21/25	BAB v	<ul style="list-style-type: none"> - Perbaiki kesimpulan dan cara - Perbaiki Daftar Pustaka 		
4.	22/25 1	BAB I-V	Acc lanjut usian		


Lubuklinggau,20
 Ketua Program Studi, Rekayasa Sistem Komputer

 (Armanto, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas)
 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
 0733-3280300 Bina Insan
 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 2. Lembar bimbingan Skripsi



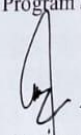
UNIVERSITAS BINA INSAN
FAKULTAS ILMU TEKNIK
Jalan Jenderal Besar H.M. Soeharto KM.13 Kel. Lubuk Rujang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Aji Aris Nasution
 Nim : 2102010010
 Program Studi : Rekayasa Sistem Komputer
 Pembimbing 1 : Davit Irawan, M.Kom
 Pembimbing 2 : Fido Rizki, M.Kom
 Judul : Transfer learning model dalam klasifikasi penyakit daun pepaya dengan pendekatan arsitektur resnet152v2

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	6/1/2025	SiSetenakun	- Sesuaikan buku pabnan		R
2	8/1/2025	Pemomoran	- Penomoran judul, sub judul - Penomoran tabel dan gambar		R
3	13/1/2025	Membaca	- Lingkari		R
4	16/1/2025	Hasil	Sesuaikan hasil dan pembahasan		R
5	18/1/2025	Ace	Lanjut pi		R


Lubuklinggau,20
 Ketua Program Studi, Rekayasa Sistem Komputer



 (Armanto, M.Kom)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 3. Permohonan Izin penelitian





UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK
 M. STUDI REKAYASA SISTEM KOMPUTER

Jalan Jendral Besar 1000 - Lubuklinggau 20214 - Lubuk Kumpang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

Nomor : 1118c/UNIV.BI/F.IT/PI/2024
 Lampiran : -
 Perihal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada Yth.
Lurah Siring Agung Kecamatan Selatan II Kota Lubuklinggau

di-
 Tempat

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh


Kami dari Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau, dengan ini mengajukan permohonan kepada Bapak/Ibu untuk dapat kiranya menerima Mahasiswa kami berikut ini:

Nama : Aji Aris Nasution
 NIM : 2102010010
 Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)
 Fakultas : Ilmu Teknik
 Program Studi : Informatika
 Judul Penelitian : Transfer learning model dalam klasifikasi penyakit daun papaya Dengan pendekatan arsitektur resnet 152v2

Penelitian ini hanya di lakukan untuk kepentingan akademik dan penulisan Karya tulis ilmiah (Skripsi) mahasiswa. Atas bantuan Bapak/Ibu kami ucapkan terima kasih.

Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Lubuklinggau, 31 Oktober 2024
 Dekan Fakultas Ilmu Teknik,



Dr. Rudi Kurniawan, ST.,M.Kom

Tembusan Yth.

1. Ketua Yayasan Pendidikan Dwi Tunggal Palembang (sebagai laporan)
2. Rektor Universitas Bina Insan Lubuklinggau (sebagai laporan)
3. Arsip

☎ 0733-4553932 (Rektorat Universitas)	📠 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)	
☎ 0733-3280300 (Bina Insan)	☎ 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)	
☎ 0733-3280200 (Pascasarjana)	✉ Admin@univbinainsan.ac.id	🌐 univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan.ac.id

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 4 . Balasan Surat Izin Penelitian





PEMERINTAH KOTA LUBUKLINGGAU
KECAMATAN LUBUKLINGGAU SELATAN II
KELURAHAN SIRING AGUNG
 JL. SEHASE RT.07 KEL. SIRING AGUNG KEC.LUBUKLINGGAU SELATAN II
 KOTA LUBUKLINGGAU

<p>Nomor : 800 / 80/SA/2024 Lampiran : - Perihal : Balasan Surat Permohonan Izin Penelitian</p>	<p>Lubuklinggau, 07 November 2024</p> <p>Kepada Yth. Bpk. Dekan Fakultas Ilmu Teknik</p> <p>di- Lubuklinggau</p>
---	--

Dengan Hormat,

Menindaklanjuti surat dari Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Nomor:1118c/UNIV.BI/IT/PI/2024 Tanggal 31 Oktober 2024 Perihal Permohonan Izin Penelitian, berkenaan dengan Permohonan Izin Penelitian, maka dengan ini kami memberikan izin penelitian di wilayah Kelurahan Siring Agung Kecamatan Lubuklinggau Selatan II kepada :

Nama	: AJI ARIS NASUTION
NIM	: 2102010010
Jenjang Pendidikan	: Strata 1 (S1)
Fakultas	: Ilmu Teknik
Program Studi	: Rekayasa Sistem Komputer
Judul Penelitian	: Transfer Learning Model Dalam Klarifikasi Penyakit Daun Pepaya Dengan Pendekatan Arsitektur Resnet 152V2

Demikianlah surat ini kami sampaikan. Atas kerja samanya kami ucapkan terima kasih.




KELURAHAN SIRING AGUNG
 Kepala Kantor dan Pelayanan Umum

[Signature]
AGUSTIN, SH
 98508062009032001

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 5. Form Wawancara



PEMBAHASAN	Hasil
Jenis penyakit daun pepaya	Mengetahui Bahwa daun pepaya terkena penyakit, tetapi tidak tahu jenis penyakit
Cara membedakan jenis penyakit	Mengetahui ciri ciri penyakit tertentu, susah membedakan jenis penyakit.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 6. Dokumentasi Wawancara

