

**KLASIFIKASI TANAMAN HERBAL LOKAL BERDASARKAN  
CITRA DAUN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA  
*RESNET152V2***

**SKRIPSI**

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mendapatkan  
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika



**ARNETA**

**105841104321**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**

**2025**

**KLASIFIKASI TANAMAN HERBAL LOKAL BERDASARKAN  
CITRA DAUN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA  
*RESNET152V2***

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mendapatkan  
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika

**Disusun Dan Di Ajukan Oleh :**

**ARNETA**

**105841104321**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**

**2025**





MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR  
FAKULTAS TEKNIK



PENGESAHAN

Skripsi atas nama ARNETA dengan nomor induk Mahasiswa 105841104321, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0004/SK-Y/55202/091004/2025, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu, 30 Agustus 2025.

Panitia Ujian :

1. Pengawas Umum

Makassar,

15 Rabiul Awwal 1447 H

~~8 September 2025 M~~

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST., MT., IPU

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Istah Ramli, S.T., M.T., ASEAN Eng

2. Penguji

a. Ketua

: Dr. Ir. ZAHIR ZAINUDDIN, M.Sc

b. Sekretaris

: EMIL AGUSALIM HABI TALIB, S.Pd., M.Eng

3. Anggota

1. Rizki Yuslana Bakti, S.T., M.T.

2. Fahrur Irhamna Rachman, S.Kom., M.T

3. Ir. Ida, S.Kom., M.T

Mengetahui

Pembimbing I

Pembimbing II

Chyquitha Danuputri, S.Kom., M.Kom

Darnati, S.Kom., M.T

Dekan



S. Muh. Syafaat S. Kuba, S.T., M.T.

NBM : 795 288







MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR  
**FAKULTAS TEKNIK**



## HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : **KLASIFIKASI TANAMAN HERBAL LOKAL BERDASARKAN CITRA DAUN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA RESNET152V2**

Nama : ARNETA  
Stambuk : 105841104321

Makassar, 8 September 2025

Telah Diperiksa dan Disetujui  
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II

Chyquitha Danuputri, S.Kom., M.Kom

Darniati, S.Kom, M.T

Mengetahui,

Ketua Prodi Informatika



Rizki Yustiana Bakti, S.T., M.T.

NBM : 1307 284



## MOTTO DAN PERSEMBAHAN

### MOTTO

“Ilmu adalah cahaya yang menuntun, pilihan kitalah yang menentukan arah langkah.”

### PERSEMBAHAN

Karya sederhana ini saya persembahkan dengan penuh rasa syukur kepada Allah SWT, kedua orang tua tercinta yang selalu memberi doa dan dukungan, sahabat-sahabat yang setia mendampingi, serta *Mine* yang telah menjadi bagian berharga dalam perjalanan ini, memberi semangat dan arti tersendiri di setiap langkah.

Semoga karya ini membawa manfaat, menjadi saksi kecil dari doa dan perjuangan, serta pengingat bahwa setiap usaha pasti berbuah hasil.



## ABSTRAK

**ARNETA** Klasifikasi tanaman herbal lokal berdasarkan citra daun dengan menggunakan algoritma *ResNet152V2* (Dibimbing Oleh Chyquitha Danuputri, S.Kom.,M.Kom, dan Darniati, S.Kom ,M.T.)

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tanaman herbal lokal berdasarkan citra daun menggunakan algoritma *ResNet152V2*. Dataset diperoleh dari citra daun tanaman herbal lokal yang diambil secara langsung. Data melalui tahap augmentasi, normalisasi, dan pembagian menjadi data latih, validasi, dan uji. Model dilatih menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0,0001, fungsi loss Categorical Crossentropy, dan callback *EarlyStopping* untuk mencegah overfitting. Evaluasi menggunakan metrik akurasi dan confusion matrix. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi validasi sebesar 99,77% dan akurasi pengujian sebesar 99,89%. Hasil ini membuktikan bahwa *ResNet152V2* mampu mengidentifikasi jenis tanaman herbal lokal dengan tingkat akurasi tinggi. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem identifikasi tanaman herbal berbasis citra digital.

## KATA KUNCI

*ResNet152V2*, klasifikasi citra, tanaman herbal, CNN, deep learning.

## ***ABSTRACT***

**ARNETA** *Classification of Local Herbal Plants Based on Leaf Images Using the ResNet152V2 Algorithm (Supervised by Chyquitha Danuputri, S.Kom.,M.Kom, and Darniati, S.Kom ,M.T.)*

*This research aims to classify local herbal plants based on leaf images using the ResNet152V2 algorithm. The dataset was obtained from directly captured images of local herbal plant leaves. The data underwent augmentation, normalization, and was split into training, validation, and testing sets. The model was trained using the Adam optimizer with a learning rate of 0.0001, the Categorical Crossentropy loss function, and the EarlyStopping callback to prevent overfitting. Evaluation was performed using accuracy metrics and a confusion matrix. The training results showed a validation accuracy of 99,77% and a testing accuracy of 99,89%. These results demonstrate that ResNet152V2 is effective in identifying types of local herbal plants with high accuracy. This study is expected to serve as a reference for developing image-based digital systems for herbal plant identification.*

*Keywords:*

*ResNet152V2, citra clacification, herbal plants, CNN, deep learning.*



## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas limpahan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya yang senantiasa mengiringi langkah penulis. Berkat kesehatan, kemudahan, dan kesabaran yang diberikan-Nya, penulis dapat menyelesaikan laporan skripsi yang berjudul:

### **KLASIFIKASI TANAMAN HERBAL LOKAL BERDASARKAN CITRA DAUN DENGAN *ALGORITMA RESNET152V2***

Shalawat dan salam semoga senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad Shallallahu 'alaihi wasallam, suri teladan sepanjang zaman, yang telah membawa umat manusia dari era kegelapan menuju zaman yang terang benderang dengan ilmu pengetahuan.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan, dukungan, dan doa dari orang tua dan berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat dan kerendahan hati, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. Ir. Hj. Abd Rakhim Nanda, S.T., M.T., IPU, selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar.
2. Bapak Ir. Muhammad Syafaat, S. Kuba, S.T., MT, selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, atas dukungan dan kebijaksanaannya.
3. Ibu Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T selaku Ketua Program Studi Informatika, yang telah memberikan motivasi dan arahan selama proses akademik dan penyusunan proposal ini.
4. Ibu Chyquitha Danuputri, S.Kom., M.Kom, selaku Dosen Pembimbing I, atas bimbingan, kesabaran, dan masukan yang sangat berharga selama penyusunan skripsi ini.
5. Ibu Darniati, S.Kom, M.T, selaku Dosen Pembimbing II, atas bimbingan, kesabaran, dan masukan yang sangat berharga selama penyusunan skripsi ini.



6. Seluruh dosen Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, atas ilmu, pengalaman, dan dedikasi selama masa perkuliahan.
7. Rekan-rekan seperjuangan angkatan 2021, Program Studi Informatika, atas kebersamaan, dukungan, dan semangat yang selalu menginspirasi.
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, namun telah memberikan bantuan baik secara langsung maupun tidak langsung dalam proses penyusunan skripsi ini.

Penulis berharap karya ini dapat memberikan manfaat bagi siapa pun yang membaca dan mengembangkan penelitian di bidang serupa. Meski masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, dengan tulus hati penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi perbaikan dan pengembangan karya ini di masa yang akan datang.

Billahi fii sabilil haq, fastabiqul khairat. Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.'

Makassar, 27 Agustus 2025

Arneta

## DAFTAR ISI

MOTTO DAN PERSEMBAHAN .....	i
ABSTRAK .....	ii
KATA PENGANTAR.....	iv
DAFTAR ISI .....	vi
DAFTAR TABEL.....	viii
DAFTAR GAMBAR .....	ix
DAFTAR LAMPIRAN .....	x
DAFTAR ISTILAH .....	xi
BAB I PENDAHULUAN .....	1
A. Latar Belakang Masalah.....	1
B. Rumusan Masalah .....	3
C. Tujuan Penelitian.....	3
D. Manfaat Penelitian .....	4
E. Ruang Lingkup Penelitian.....	4
F. Sistematika penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	7
A. Landasan Teori .....	7
B. Penelitian Terkait.....	19
C. Kerangka Berfikir.....	22
BAB III METODE PENELITIAN.....	23
A. Tempat Dan Waktu Penelitian.....	23
B. Alat Dan Bahan .....	23
D. Teknik Pengujian Sistem.....	32
E. Teknik analisis data .....	33
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	37
A. Implementasi Algoritma <i>ResNet152v2</i> .....	37
BAB V.....	66
PENUTUP.....	66

A. Kesimpulan .....	66
B. Saran.....	66
DAFTAR PUSTAKA .....	67
LAMPIRAN.....	71





## DAFTAR TABEL

Tabel 1. penelitian terkait.....	19
Tabel 2. Kelas tanaman .....	37
Tabel 3. hasil_Prediksi_perkelas .....	53
Tabel 4 Analisis per kelas.....	54
Tabel 5. Perhitungan Manual semua kelas .....	55
Tabel 6. Hasil Pengujian Website.....	63



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Sirih .....	8
Gambar 2. Jambu Biji .....	9
Gambar 3. Belimbing Wuluh .....	10
Gambar 4. Sirsak.....	10
Gambar 5. Kumis Kucing .....	11
Gambar 6. Kerangka Berfikir.....	22
Gambar 7. Flowchart Sistem.....	24
Gambar 8. Flowchart ResNet152V2 .....	28
Gambar 9. Contoh citra daun .....	38
Gambar 10. contoh gambar resize sebelum dan sesudah padding .....	39
Gambar 11. sebelum dan sesudah resize .....	39
Gambar 12. contoh Augmetasi gambar.....	40
Gambar 13. grafik akurasi dan loss per epoch .....	42
Gambar 14. Nilai pixel RGB Dataset daun jambu biji.....	43
Gambar 15. kernel ukuran 3x3 .....	44
Gambar 16. perhitungan channel Red.....	48
Gambar 17. Hasil Perhitungan Channel Red. ....	48
Gambar 18. hasil perhitungan nilai convolusi channel Red, Green, Blue .....	49
Gambar 19. nilai channel setelah ReLU .....	49
Gambar 20. Nilai Patch RGB.....	50
Gambar 21. Nilai Featur Map 2x2x3 .....	51
Gambar 22. confusion matrix.....	52
Gambar 23. Daun Salah Prediksi .....	55
Gambar 24. halaman input gambar .....	62
Gambar 25. halaman tampilan hasil klasifikasi .....	62

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Source Code.....	71
Lampiran 2. Dataset Training dan Validasi .....	75
Lampiran 3. Keterangan Bebas Plagiat.....	86
Lampiran 4. Hasil Turnitin.....	87
Lampiran 5. Permohonan Penelitian.....	98
Lampiran 6. Izin Penelitian.....	99





## DAFTAR ISTILAH

<b><i>Accuracy</i></b>	Ukuran kinerja model yang menunjukkan persentase prediksi benar dari keseluruhan data uji.
<b><i>Augmentasi Data</i></b>	Teknik memperbesar jumlah dataset dengan memodifikasi citra, misalnya melalui rotasi, flipping, zoom, pergeseran, dan penyesuaian pencahayaan.
<b><i>Batch Size</i></b>	Jumlah sampel data yang diproses sekaligus dalam satu iterasi pelatihan model.
<b><i>Callback</i></b>	Fitur dalam pelatihan model yang digunakan untuk mengatur proses training, misalnya EarlyStopping untuk menghentikan pelatihan saat performa model tidak meningkat.
<b><i>Categorical Crossentropy</i></b>	Fungsi loss yang umum digunakan dalam klasifikasi multi-kelas untuk mengukur perbedaan antara prediksi model dengan label sebenarnya.
<b><i>CNN</i></b>	CNN ( <i>Convolutional Neural Network</i> ) Arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk mengenali pola dalam citra melalui lapisan konvolusi, pooling, dan <i>fully connected layer</i> .
<b><i>Confusion Matrix</i></b>	Matriks yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan menampilkan jumlah prediksi benar dan salah berdasarkan kelas.

**Dataset**

Kumpulan citra daun yang digunakan untuk pelatihan, validasi, dan pengujian model.

**Dense Layer**

Lapisan jaringan saraf tiruan yang menghubungkan seluruh neuron dari lapisan sebelumnya ke setiap neuron di lapisan berikutnya untuk menghasilkan keputusan akhir.

**Dropout**

Teknik regularisasi dalam pelatihan model dengan cara menghilangkan sebagian neuron secara acak untuk mencegah overfitting.

**Epoch**

Satu siklus penuh ketika seluruh dataset digunakan sekali untuk melatih model.

**F1-Score**

Metrik evaluasi yang merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall, digunakan untuk memberikan penilaian seimbang terhadap kinerja model.

**Feature Extraction**

Proses pengambilan ciri penting dari citra, seperti bentuk, pola urat, dan tekstur daun, untuk digunakan dalam klasifikasi.

**Global Average Pooling (GAP)**

Lapisan yang merangkum nilai rata-rata dari setiap feature map untuk menyederhanakan data sebelum masuk ke lapisan klasifikasi

**Klasifikasi**

Proses pengelompokan citra daun ke dalam kategori tertentu, misalnya herbal, non-herbal, atau tidak teridentifikasi.

**Learning Rate**

Parameter yang menentukan seberapa besar langkah penyesuaian bobot model dalam setiap iterasi pelatihan.

***Loss Function***

Fungsi matematis yang digunakan untuk mengukur kesalahan prediksi model dibandingkan label sebenarnya.

***Normalization (Normalisasi)***

Proses penskalaan nilai piksel citra agar berada pada rentang tertentu (biasanya 0–1) sehingga mempercepat dan menstabilkan pelatihan model.

***Overfitting***

Kondisi ketika model terlalu menghafal data latih sehingga kinerjanya menurun pada data baru.

***Padding***

Penambahan bingkai (umumnya putih) di sekitar citra agar rasio aspeknya tetap terjaga saat dilakukan proses resize.

***Pooling***

Proses penyederhanaan data dengan cara mengambil nilai tertentu (misalnya maksimum pada max pooling) untuk mengurangi dimensi citra.

***Precision (Presisi)***

Metrik evaluasi yang mengukur ketepatan prediksi model dalam menentukan kelas target.

***Recall***

Metrik evaluasi yang mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data yang benar-benar termasuk dalam suatu kelas.

***Residual Network (ResNet)***

Arsitektur jaringan syaraf konvolusional yang menggunakan skip connection untuk mengatasi degradasi performa pada jaringan yang sangat dalam.



### ***ResNet152V2***

Versi lanjutan dari ResNet152 dengan penyempurnaan urutan proses normalisasi dan aktivasi sebelum konvolusi, terdiri dari 152 lapisan, digunakan dalam penelitian ini untuk klasifikasi citra daun.

### ***Softmax***

Fungsi aktivasi yang mengubah skor keluaran model menjadi probabilitas pada klasifikasi multi-kelas.

### ***TensorFlow***

Framework open-source yang digunakan untuk membangun, melatih, dan mengimplementasikan model deep learning.

### ***Transfer Learning***

Metode pelatihan yang memanfaatkan model pralatih (pre-trained model) untuk mempercepat proses pembelajaran pada dataset baru.

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **A. Latar Belakang Masalah**

Tanaman herbal telah menjadi bagian penting dalam pengobatan tradisional di berbagai wilayah, termasuk Indonesia yang dikenal sebagai negara dengan keanekaragaman hayati yang tinggi. Keberadaan tanaman herbal lokal memiliki potensi besar dalam mendukung kesehatan masyarakat, ekonomi lokal, serta pelestarian budaya pengobatan tradisional. Namun, Sulit bagi masyarakat umum untuk membedakan jenis tanaman herbal karena banyak yang memiliki bentuk dan tekstur mirip. Ini menyebabkan pemanfaatan tanaman herbal sebagai obat seringkali tidak tepat guna. Masyarakat umumnya akan kesulitan untuk mengenal jenis tanaman herbal berdasarkan melihat secara sekilas pada daun. Sebenarnya jika di amati dengan seksama akan bisa membedakan antara daun tanaman herbal satu dengan yang lain (Nurdiansyah et al., 2024). Oleh karena itu, penting bagi masyarakat untuk bisa mengenali tanaman herbal, terutama yang tumbuh di sekitar mereka (Melati, 2020). Hal ini mengakibatkan banyak tumbuhan obat di Indonesia, termasuk yang memiliki potensi pengobatan, tidak dimanfaatkan secara optimal (Nurhikam et al., 2024). Salah satu pendekatan yang dapat dilakukan untuk membantu identifikasi tanaman herbal adalah dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan, khususnya melalui proses *klasifikasi berbasis morfologi daun*. Ini relevan karena pola tulang daun adalah petunjuk utama untuk mengenali tanaman herbal, dan klasifikasi tanaman herbal daun memang didasarkan pada morfologi dan tekstur daun yang keduanya dapat diamati atau diukur (Melati, 2020).

Mengidentifikasi tumbuhan bisa dilakukan dengan melihat susunan tulang daunnya. Dalam konteks ini, pengolahan citra digital digunakan untuk mendeteksi struktur daun sebelum dilakukan klasifikasi (Melati, 2020). Perlu adanya sistem pengolahan citra digital untuk membantu dalam mengenali tanaman herbal sehingga mempermudah dalam identifikasi dan klasifikasi tanaman herbal pada citra daun. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan dalam mengklasifikasikan berbagai jenis tanaman rimpang herbal seperti kunyit, sirih,

papaya, lidah buaya dan jambu, mencapai akurasi hingga 89% memakai metode *Principal Component Analysis (PCA)* (Nurdiansyah et al., 2024). Pendekatan ini selaras dengan topik penelitian yang mengusung klasifikasi tanaman herbal lokal dengan memanfaatkan citra daun sebagai sumber informasi visual utama. Dalam penelitian ini, pengenalan dan klasifikasi dilakukan berdasarkan karakteristik visual dari daun yang dianalisis menggunakan algoritma *Resnet152v2* dengan pendekatan *Transfer Learning* dalam melakukan klasifikasi. Salah satu jenis *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Arsitektur ResNet 152v2*, telah terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola dan fitur kompleks dalam gambar menjadikannya sangat ideal untuk mengklasifikasi (Nasution et al., 2025). Meskipun kinerja CNN dalam penugasan citra terbilang baik, efisiensi masih menjadi permasalahan yang perlu diatasi. Hal ini disebabkan oleh banyaknya parameter yang digunakan, yang mengakibatkan kebutuhan memori penyimpanan yang cukup besar. Salah satu solusi yang dapat diterapkan untuk mengatasi masalah ini adalah dengan menggunakan teknik *Transfer Learning*, yang memungkinkan pemanfaatan model yang telah dilatih sebelumnya sehingga dapat mengurangi beban komputasi dan kebutuhan data yang besar (Pembangunan et al., 2025).

Permasalahan yang menjadi fokus dalam penelitian ini adalah masih rendahnya pemanfaatan teknologi dalam membantu proses identifikasi tanaman herbal lokal secara akurat, cepat, dan efisien. Di tengah kemajuan teknologi informasi dan kecerdasan buatan, sebagian besar pengenalan tanaman herbal masih bergantung pada metode manual atau pengalaman praktisi, yang tidak selalu akurat dan memakan waktu. Selain itu, keterbatasan literatur visual yang dapat digunakan oleh masyarakat umum untuk mengenali jenis tanaman herbal juga memperburuk situasi ini. Hal ini dikarenakan daun sekilas terlihat hampir sama, sehingga sulit untuk membedakannya. Sebenarnya jika dicermati, daun memiliki ciri-ciri yang dapat dibedakan antara daun satu dengan yang lain. Maka diperlukan suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan daun berdasarkan citranya sehingga lebih mudah dalam memberikan informasi mengenai jenis daun tersebut. Hal ini dapat diatasi melalui penerapan teknologi pengolahan citra digital (Herdiansah et al., 2022). Belum banyak sistem klasifikasi berbasis citra daun yang dirancang khusus untuk tanaman



herbal lokal Indonesia, padahal pendekatan semacam ini dapat menjadi solusi praktis dalam memperluas edukasi dan pelestarian tanaman herbal. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem klasifikasi yang dapat mengenali pola-pola unik dari daun secara objektif dan sistematis.

Penelitian oleh (Arifin et al., 2021) menghasilkan akurasi model sebesar 77.6% dengan menggunakan metode *support vector machine (SVM)* dan metode pencarian parameter *randomized Search Cross Validation kernel rbf*. Penelitian oleh (Melati, 2020) menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* pada penelitiannya dan mencapai tingkat akurasi sebesar 90%.

Berdasarkan penelitian terdahulu, penelitian ini mencoba untuk menjawab kebutuhan tersebut dengan mengimplementasikan sistem klasifikasi tanaman herbal lokal berdasarkan citra daun dengan menggunakan algoritma *ResNet152V2* melalui pendekatan *transfer learning*. Metode *ResNet152V2* diharapkan bisa mengatasi tantangan seperti bentuk daun yang mirip dan pencahayaan saat pengambilan gambar yang berbeda-beda.

## **B. Rumusan Masalah**

1. Bagaimana model klasifikasi *ResNet152V2* dapat diimplementasikan untuk mengidentifikasi jenis tanaman herbal lokal dari citra daun dengan pendekatan *Transfer Learning*?
2. Seberapa akurat performa model *ResNet152V2* dalam mengklasifikasikan citra daun tanaman herbal lokal berdasarkan metrik evaluasi seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*?

## **C. Tujuan Penelitian**

1. Mengimplementasikan model *ResNet152V2* untuk klasifikasi jenis tanaman herbal berdasarkan citra daun dengan pendekatan *Transfer Learning*.
2. Mengevaluasi performa model klasifikasi *ResNet152V2* yang dibangun berdasarkan metrik evaluasi seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*.

#### D. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Bagi penulis, penelitian ini akan memberikan pemahaman yang mendalam mengenai cara kerja *arsitektur deep learning ResNet152V2* dalam mengekstraksi fitur citra daun tanaman herbal serta penerapannya dalam proses klasifikasi berbasis citra digital.
2. Bagi universitas, hasil penelitian ini dapat meningkatkan kontribusi institusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan, serta menjadi bahan rujukan bagi penelitian lanjutan di bidang klasifikasi objek visual.
3. Bagi pembaca, penelitian ini dapat memberikan wawasan tentang bagaimana *algoritma ResNet152V2* digunakan untuk mengklasifikasikan citra daun tanaman herbal lokal secara akurat, serta menjadi referensi dalam penelitian yang berkaitan dengan klasifikasi tanaman atau objek berbasis citra.

#### E. Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup dalam penelitian ini dibatasi pada beberapa hal berikut:

1. Penelitian ini hanya difokuskan pada proses klasifikasi tanaman herbal lokal berdasarkan citra daun menggunakan *algoritma deep learning ResNet152V2* dengan pendekatan *Transfer Learning*.
2. Penelitian ini mencakup pengembangan aplikasi berbasis web sebagai antarmuka untuk mengimplementasikan dan menampilkan hasil dari proses pelatihan, validasi, dan evaluasi performa model.
3. Evaluasi sistem klasifikasi hanya berfokus pada *akurasi, presisi, recall*, dan *f1-score* untuk menilai kinerja dari sistem yang dibangun.
4. Penelitian ini akan mengklasifikasikan citra daun menjadi 11( sebelas) kelas, terdiri dari 5 (lima) kelas tanaman herbal, 5 (lima) kelas non-herbal dan 1 (satu) kelas yang tidak teridentifikasi. Adapun jenis-jenis tanaman yang akan diklasifikasikan meliputi:

- a. Tanaman herbal :
  - 1) Sirih (*Piper Betle*)
  - 2) Daun jambu (*Psidium Guajava*)
  - 3) Belimbing wuluh (*Averrhoa Bilimbi*)
  - 4) Sirsak (*Annona Muricata*)
  - 5) Kumis kucing (*Orthosiphon Aristatus*)
- b. Non-herbal
  - 1) Daun Kentang (*Solanum Tuberosum*)
  - 2) Daun mangga (*Mangifera Indica*)
  - 3) Alang-alang (*Imperata Cylindrica*)
  - 4) Daun Syngonium (*Syngonium Pohophyllum*)
  - 5) Bambu rezeki putih (*Dracaena sanderiana*)
- c. *Unknown*/tidak teridentifikasi
  - 1) Gambar yang sulit diidentifikasi

#### **F. Sistematika penulisan**

Penulisan laporan penelitian ini disusun secara sistematis dalam beberapa bab sebagai berikut:

##### **BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini berisi latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, dan sistematika penulisan skripsi secara keseluruhan.

##### **BAB II LANDASAN TEORI**

Bab ini menjelaskan teori-teori yang mendasari penelitian, meliputi pengertian tanaman herbal lokal, pengolahan citra digital, deep learning CNN (*Convolutional Neural Network*), arsitektur *ResNet152V2*, *Transfer Learning* serta tinjauan pustaka dari penelitian-penelitian terdahulu yang relevan.

### **BAB III    METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini menguraikan metode yang digunakan dalam penelitian, termasuk waktu dan lokasi penelitian, alat dan bahan yang digunakan, perancangan sistem, teknik pengujian dan teknik analisis data.

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

Bab ini menjelaskan hasil dan pembahasan dari tahapan-tahapan penelitian yang telah dilakukan, termasuk proses implementasi serta hasil dari implementasi tersebut.

### **BAB V    PENUTUP**

Bab ini adalah bagian akhir yang berisikan tentang kesimpulan yang didapatkan dari hasil dan pembahasan, serta saran-saran yang berkaitan dengan hasil yang telah didapatkan dari penelitian.



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **A. Landasan Teori**

##### **1. Tanaman Herbal**

Tanaman herbal, atau sering disebut tumbuhan obat, adalah jenis tanaman yang punya beragam kegunaan untuk menjaga kesehatan atau mengobati penyakit. Sejak dulu, nenek moyang kita sudah memanfaatkan tanaman ini dan sampai sekarang, banyak orang masih memilihnya karena dianggap lebih aman dan jarang menimbulkan efek samping. Salah satu ciri utama tanaman herbal adalah kandungan zat-zat alami yang bermanfaat di dalamnya (Virdaus et al., 2024).

Daun sambiloto punya zat yang bisa bantu turunkan gula darah (Warsyena & Wibisono, 2021). Daun belimbing wuluh kaya akan zat antioksidan dan penurun gula darah. Daun kelor juga mengandung zat-zat yang melawan peradangan dan melindungi sel tubuh. Daun sirih merah, kayu manis, umbi porang, alpukat, kenikir, dan bawang putih juga punya zat-zat penting yang memberikan efek baik bagi tubuh (Virdaus et al., 2024).

Bagian-bagian tanaman herbal yang bisa dipakai sangat beragam, seperti daun, bunga, biji, akar, atau kulit batang. Semua bagian ini seringkali diolah menjadi minuman tradisional atau ramuan lain. Manfaatnya pun bermacam-macam, mulai dari menurunkan kadar gula darah, membuat tubuh lebih peka terhadap insulin, membantu pencernaan, sampai melindungi sel tubuh dari kerusakan (Virdaus et al., 2024). Tanaman herbal juga bisa bantu melawan kuman dan meningkatkan daya tahan tubuh (Usu et al., 2025). Sayangnya, beberapa tanaman herbal memiliki bentuk dan tekstur daun yang serupa, sehingga seringkali sulit dikenali oleh masyarakat awam. Akibatnya, pemanfaatan tanaman herbal sebagai obat bisa menjadi tidak sesuai dengan kegunaan yang seharusnya (Melati, 2020).

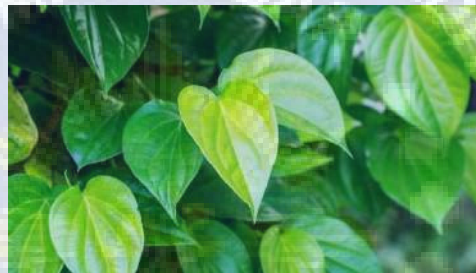
Pengetahuan masyarakat tentang jenis dan manfaat tanaman herbal saat ini masih terbatas. Kurangnya informasi yang mudah dipahami menjadi



salah satu hambatan utama. Banyak tanaman yang sebenarnya memiliki potensi besar sebagai obat, tetapi belum dimanfaatkan secara maksimal karena belum dikenali dengan baik.

Melihat pentingnya peran tanaman herbal dalam kehidupan sehari-hari, terutama sebagai alternatif pengobatan tradisional, maka diperlukan sebuah sistem yang dapat membantu mengenali dan membedakan jenis tanaman herbal secara akurat. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah melalui citra daun, karena daun merupakan bagian yang paling mudah dikenali dan sering digunakan sebagai indikator untuk membedakan jenis tanaman.

a. Sirih (*Piper Betle*)

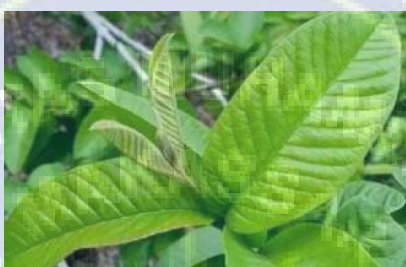


Gambar 1. Sirih

Daun sirih hijau (*Piper betle* L) Terdapat sejumlah senyawa bioaktif yang menjadikannya sebagai agen antibakteri potensial. Kandungan-kandungan ini mencakup minyak *atsiri*, *fenol*, *kavikol*, *alkaloid*, *flavonoid*, *saponin*, dan *tanin*, yang semuanya terbukti efektif dalam menghambat pertumbuhan bakteri Gram positif dan Gram negatif. Misalnya, dalam sebuah penelitian, ekstrak daun sirih hijau dengan konsentrasi 75% berhasil menghambat bakteri *S. aureus* dengan diameter zona hambat sebesar 20,3 mm. Mekanisme kerja senyawa-senyawa ini dalam melawan bakteri juga beragam. *Fenol*, misalnya, bekerja sebagai racun dengan menghambat aktivitas *enzim* dan mendenaturasi protein bakteri, yang pada akhirnya mengganggu metabolisme sel dan menyebabkan kematiannya. *Flavonoid* juga berperan dengan merusak dinding sel bakteri dan menghambat

motilitasnya. Selain itu, tanin menyerang *polipeptida* dinding sel, menyebabkan kerusakan pada struktur sel bakteri. *Saponin*, dengan sifatnya yang *hidrofilik* dan *lipofilik*, merusak tegangan permukaan dan permeabilitas membran sel, sehingga protein dan enzim dapat bocor keluar dari sel. Kombinasi dari senyawa-senyawa ini menjadikan daun sirih hijau sebagai alternatif yang menjanjikan untuk pengobatan infeksi bakteri (Sadiah et al., 2022).

b. Daun Jambu Biji (*Psidium Guajava*)



Gambar 2. Jambu Biji

Daun jambu biji (*Psidium guajava*), meski sering terabaikan karena rasanya yang pahit, kaya akan senyawa kimia seperti *polifenol*, *flavonoid*, *tanin*, dan *saponin* yang memiliki banyak manfaat bagi kesehatan. *Flavonoid* dalam daun ini memiliki aktivitas *antioksidan* yang efektif sebagai penangkap radikal bebas. Selain itu, daun jambu biji juga diketahui dapat mengobati diare, menurunkan kadar gula darah, meredakan nyeri saat menstruasi, memiliki efek anti-kanker, dan meningkatkan sistem kekebalan tubuh. Dengan demikian, pemanfaatan daun jambu biji dapat memberikan nilai tambah yang signifikan pada produk makanan (Anggreni, 2024).

c. Belimbing Wuluh (*Averrhoa Bilimbi*)



Gambar 3. Belimbing Wuluh

Daun belimbing wuluh (*Averrhoa bilimbi* L.) kaya akan senyawa metabolik sekunder seperti *flavonoid*, *saponin*, dan *tanin*. Senyawa-senyawa ini menjadikan daun belimbing wuluh sebagai alternatif pengobatan herbal. Daun ini bermanfaat untuk mengobati penyakit kardiovaskular, batuk, pilek, dan jerawat. Kandungan saponin dan flavonoidnya juga dipercaya dapat mencegah risiko kanker dan meningkatkan sistem kekebalan tubuh. Selain itu, tanin dan *flavonoid* berperan sebagai antioksidan yang melindungi sel tubuh dari kerusakan akibat radikal bebas. Jurnal ini juga menyebutkan bahwa kandungan tanin pada daun belimbing wuluh dapat membantu menurunkan berat badan dengan mengurangi penyerapan lemak dan melancarkan pencernaan. Daun yang sering dianggap sebagai limbah organik ini dapat diolah menjadi teh herbal yang memiliki nilai jual lebih tinggi (Mulia et al., 2022).

d. Sirsak (*Annona Muricata*)

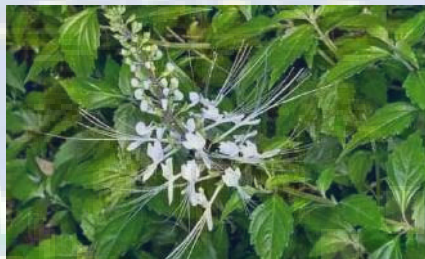


Gambar 4. Sirsak

Sirsak (*Annona muricata* Linn) dikenal sebagai tanaman obat tradisional yang efektif dalam terapi hipertensi, terutama bagian

daunnya. Daun sirsak memiliki kandungan senyawa aktif seperti *flavonoid*, *tanin*, *alkaloid*, dan *ion kalium* yang berperan penting dalam menurunkan tekanan darah. Kandungan flavonoid dalam daun sirsak bekerja sebagai *ACE* inhibitor, yang menghambat perubahan angiotensin I menjadi angiotensin II. Mekanisme ini menyebabkan vasodilatasi dan pada akhirnya menurunkan tekanan darah. Selain itu, ion kalium yang tinggi dalam daun sirsak memiliki beberapa mekanisme lain, seperti meningkatkan ekskresi natrium, memperlemah kontraksi jantung, dan menghambat *vasokonstriksi*. Berbagai penelitian telah membuktikan efektivitas rebusan daun sirsak. Sebuah studi kasus menunjukkan bahwa pemberian rebusan daun sirsak selama tujuh hari berturut-turut pada lansia penderita hipertensi mampu menurunkan tekanan darah sistolik rata-rata sebesar 9,92 mmHg dan diastolik sebesar 3,55 mmHg (Ningrum et al., 2024).

e. Kumis kucing (*Orthosiphon Aristatus*)



Gambar 5. Kumis Kucing

Kumis kucing (*Orthosiphon aristatus*) merupakan salah satu tanaman obat yang kaya akan keanekaragaman hayati dan telah lama dimanfaatkan secara empiris oleh masyarakat. Daun kumis kucing dikenal memiliki berbagai senyawa metabolit sekunder seperti flavonoid, saponin, tanin, terpenoid, dan senyawa fenolik. Kandungan senyawa ini memberikan manfaat farmakologis, terutama sebagai agen diuretik alami untuk meningkatkan ekskresi air dan natrium klorida, sehingga sangat berpotensi dalam mengatasi hipertensi, gangguan ginjal, dan asam urat. Senyawa aktif seperti asam litospermat I, dikafeoil

tartarat, dan ortositonon C pada kumis kucing bahkan memiliki afinitas yang lebih tinggi terhadap reseptor diuretik dibandingkan obat sintetik, menjadikannya alternatif yang lebih aman dan terjangkau. Lebih lanjut, kandungan flavonoid dan glikosida dalam rebusan daun kumis kucing juga dapat menurunkan kadar asam urat dan mengurangi peradangan. Pengolahan daun kumis kucing menjadi teh herbal juga relatif mudah dan dapat diterapkan sebagai upaya ekonomis dan efisien untuk menjaga kesehatan keluarga (Rizvi et al., 2025).

## 2. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah proses mengubah gambar menjadi bentuk lain yang lebih mudah dipahami oleh sistem komputer. Biasanya, gambar yang diproses berupa foto yang diambil dari kamera atau scanner. Tujuannya bisa bermacam-macam, mulai dari memperjelas tampilan gambar hingga mengambil informasi penting di dalamnya, seperti bentuk, warna, atau tekstur.

Menurut Tri Laksono Aditiya et al. (2022) citra digital adalah citra yang berbentuk dari sinyal diskrit atau tidak saling berhubungan, nilai pada citra digital ini adalah bilangan biner. Gambar yang diambil diubah menjadi informasi digital yang berisi data – data warna lalu di tampilkan lagi kedalam bentuk pixel menghasilkan gambar.

Gambar digital sendiri terdiri dari titik-titik kecil yang disebut piksel. Setiap piksel menyimpan informasi warna atau tingkat kecerahan. Proses pengolahan dilakukan dengan memanfaatkan nilai-nilai ini untuk membuat gambar terlihat lebih jelas, atau untuk memisahkan objek utama dari latar belakangnya (Marpaung et al., 2022).

Beberapa langkah awal yang sering dilakukan dalam pengolahan gambar daun antara lain:

- Konversi warna (contohnya dari *RGB* ke *grayscale* atau *HSV*),
- Pemotongan objek (*segmentasi*),
- Penghapusan gangguan visual (*noise removal*),
- Pemisahan bagian tepi daun (*edge detection*),
- Mengambil ciri penting (seperti bentuk dan pola daun).



Metode thresholding sering digunakan untuk memisahkan objek daun dari latar belakang. Dalam metode ini, piksel yang lebih terang dari ambang batas tertentu akan dianggap bagian dari objek, sedangkan yang lainnya dianggap latar belakang:

$$T(x, y) = \{ 1 \text{ jika } f(x, y) > T, 0 \text{ jika } f(x, y) \leq T \} \dots\dots\dots (1)$$

T adalah nilai ambang batas, dan  $f(x, y)$  adalah nilai piksel (Herdiansah et al., 2022).

Dalam penelitian ini, citra daun akan diproses terlebih dahulu sebelum dimasukkan ke dalam model klasifikasi *ResNet152V2*. Tahapan awal pengolahan citra sangat penting karena berpengaruh langsung terhadap kualitas hasil klasifikasi, terutama dalam mempelajari pola bentuk atau struktur unik dari masing-masing daun herbal.

### 3. Klasifikasi

Klasifikasi dalam konteks pengolahan data adalah proses mempelajari pola dari data yang sudah diketahui jenisnya, lalu menggunakan pola tersebut untuk menebak jenis dari data baru. Secara sederhana, sistem klasifikasi bekerja dengan mengenali ciri khas dari suatu objek lalu menentukan objek tersebut masuk ke kelompok mana. Proses ini sangat umum digunakan dalam berbagai bidang seperti pengenalan wajah, suara, dan juga pengenalan tanaman.

Dalam penelitian berbasis pengolahan citra, klasifikasi seringkali dilakukan dengan bantuan model pembelajaran mesin atau machine learning. Salah satu penelitian oleh Arifin et al. (2021) menunjukkan bagaimana tanaman herbal seperti jahe, kunyit, temulawak, dan lengkuas bisa dikenali lewat citra dengan melihat ciri warna, tekstur, dan bentuk. Data ini kemudian diproses oleh model klasifikasi seperti *Support Vector Machine (SVM)* agar bisa membedakan setiap jenis tanaman tersebut.

Lebih lanjut, dalam studi oleh Azhari et al. (2021), dijelaskan bahwa klasifikasi bisa dilakukan dengan berbagai metode, seperti *C4.5*, *Random*

*Forest*, *Naive Bayes*, atau *SVM*. Masing-masing punya kelebihan sendiri, tergantung dari jenis data dan bagaimana data tersebut diproses sebelumnya. Dari hasil pengujian mereka, algoritma *SVM* terbukti memiliki performa akurasi yang tinggi pada data yang bersih dan sudah ditata rapi.

Dengan menggunakan pendekatan klasifikasi berbasis gambar, skripsi ini bertujuan untuk membangun sistem yang dapat mengenali dan membedakan jenis tanaman herbal lokal hanya dari gambar daunnya. Hal ini penting untuk memudahkan proses identifikasi dan pelestarian tanaman-tanaman yang memiliki potensi besar dalam bidang kesehatan tradisional.

#### 4. *Convolutional Neural Network (CNN)*

*Convolutional Neural Network* atau *CNN* adalah salah satu metode dalam pembelajaran komputer yang dirancang khusus untuk mengenali pola dari gambar. *CNN* bekerja dengan cara mengambil informasi dari gambar, lalu mempelajari ciri-ciri pentingnya secara bertahap, seperti tepi, bentuk, atau tekstur. Proses ini dilakukan tanpa perlu diberi tahu ciri apa yang harus dicari, karena jaringan ini bisa “belajar sendiri” dari gambar-gambar yang diberikan.

Pada dasarnya, *CNN* terdiri dari beberapa bagian utama yang saling bekerja sama, yaitu lapisan konvolusi, aktivasi, pooling, dan lapisan klasifikasi. Lapisan konvolusi berfungsi seperti filter yang menyaring informasi penting dari gambar, seperti garis tepi atau pola tertentu. Lalu hasilnya diproses oleh fungsi aktivasi (umumnya *ReLU*) agar jaringan hanya mempertahankan nilai positif. *ReLU* sendiri menghitung dengan cara:

$$f(x) = \max(0, x) \dots\dots\dots (2)$$

Yang artinya, hanya nilai di atas nol yang akan diteruskan. Setelah itu, hasilnya diringkas oleh *max pooling*, yang hanya mengambil nilai terbesar di antara sekumpulan piksel. Tujuannya adalah menyederhanakan data tanpa menghilangkan informasi penting.

Kemudian, hasil akhir dari proses ini akan diratakan (*flatten*) dan dimasukkan ke dalam *fully connected layer*, yang bertugas memprediksi kategori dari gambar yang dimasukkan. Untuk prediksi akhir pada masalah klasifikasi multi-kelas seperti citra daun herbal, biasanya digunakan fungsi aktivasi *softmax* yang rumusnya:

$$\sigma(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \dots\dots\dots (3)$$

Rumus ini membuat output dari model menjadi persentase kemungkinan gambar masuk ke dalam setiap kelas yang tersedia.

Salah satu keunggulan CNN adalah kemampuannya dalam mempelajari sendiri fitur-fitur penting dari gambar, tanpa perlu mendefinisikan ciri-ciri tersebut secara manual. Hal ini menjadikannya sangat cocok digunakan pada klasifikasi citra daun yang bentuk dan polanya beragam, seperti pada tanaman herbal.

Penelitian lain oleh Fajar & Huda (2025) menunjukkan bahwa CNN mampu mengidentifikasi jenis kelamin seseorang hanya dari gambar wajah, dengan akurasi sekitar 92% setelah dilatih menggunakan dataset gambar yang beragam.

Dalam penelitian lain oleh Luthfi Bangun Permadi & Gumilang (2024) yang mengklasifikasikan objek militer dari citra satelit, arsitektur CNN seperti *InceptionV3* dan *ResNet* mampu menghasilkan akurasi hingga 96%, menunjukkan betapa kuatnya CNN dalam mengolah gambar kompleks dengan banyak detail.

Pada kasus klasifikasi daun tanaman herbal, penggunaan CNN dapat membantu komputer mengenali pola-pola visual unik yang dimiliki oleh tiap jenis daun, misalnya pola urat, bentuk tepian, atau warna dominan. Dengan memanfaatkan arsitektur CNN modern seperti *ResNet152v2*, model dapat lebih dalam mempelajari ciri-ciri tersebut karena memiliki struktur yang lebih kompleks dan stabil.

## 5. *Residual Network (ResNet)*

*ResNet* atau *residual network* adalah salah satu arsitektur dari *Convolutional Neural Network (CNN)* yang diperkenalkan pada tahun 2015 dan dirancang untuk mengatasi degradasi performa pada jaringan yang sangat dalam, dan menjadi solusi untuk masalah hilangnya akurasi pada jaringan yang semakin dalam akibat *vanishing gradient*.

Untuk mengatasi permasalahan ini, diperkenalkan arsitektur *Residual Network (ResNet)* yang menggunakan konsep residual learning dengan menambahkan jalur pintas (*skip connection*) antar *layer*. Dengan jalur ini, informasi dari bagian awal bisa langsung diteruskan ke bagian yang lebih akhir. Gagasan utamanya adalah membiarkan sistem belajar bukan dari data mentah sepenuhnya, melainkan dari selisih antara hasil yang diharapkan dengan data sebelumnya, yang dikenal sebagai fungsi residu, yaitu:

$$H(x)=F(x)+x \dots\dots\dots (4)$$

di mana  $H(x)$  adalah keluaran akhir yang diharapkan,  $F(x)$  adalah hasil dari proses pemrosesan data, dan  $x$  adalah masukan awal. Dengan cara ini, informasi penting dari masukan tidak hilang, tetapi justru ditambahkan langsung ke hasil akhir, sehingga proses belajar menjadi lebih efisien dan stabil (Sujatmiko et al., 2022).

### a. *ResNet152V2*

*ResNet152V2* adalah versi lanjutan dari *ResNet152* yang mengalami beberapa penyempurnaan, salah satunya adalah perubahan urutan proses, yaitu normalisasi dan aktivasi dilakukan sebelum proses utama. Perubahan ini terbukti dapat meningkatkan kestabilan dan hasil saat menangani gambar dalam jumlah besar (Dan et al., 2024).

*ResNet152V2* terdiri dari 152 tahapan, dengan masing-masing unit atau blok terdiri dari tiga lapisan utama. Dalam blok tersebut, proses pemrosesan data dijelaskan secara matematis melalui rumus:

$$F(x) = W3 \cdot \sigma(W2 \cdot \sigma(W1 \cdot x)) \dots\dots\dots (5)$$

Dalam rumus ini,  $W1$ ,  $W2$ , dan  $W3$  adalah parameter atau filter yang digunakan dalam proses pengolahan, sedangkan  $\sigma$  melambangkan fungsi aktivasi yang membantu dalam mengidentifikasi pola dari gambar dengan hasil akhir  $y = (x) + x$ . Dengan struktur ini, *ResNet152V2* mampu mengolah data citra secara mendalam dan tetap mempertahankan kestabilan hasilnya.

b. Penggunaan *ResNet* dalam Klasifikasi Gambar

*ResNet* telah digunakan dalam berbagai kebutuhan pengenalan gambar, seperti membedakan jenis penyakit kulit (Sujatmiko et al., 2022), mengenali pola kain tradisional (Area, 2024), serta mendeteksi perubahan pada gambar dalam video (Haq, 2021). Dalam semua kasus tersebut, pendekatan *ResNet* terbukti dapat memberikan hasil yang baik, bahkan saat menghadapi gambar yang rumit.

Pada pengenalan daun tanaman herbal, *ResNet152V2* memiliki kelebihan dalam menangkap detail seperti bentuk pinggir daun, pola urat daun, dan tekstur permukaannya. Hal ini sangat penting untuk membedakan antara tanaman herbal dan bukan. Dengan proses belajar yang tepat, sistem ini mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat.

6. *Transfer Learning*

Transfer Learning merupakan metode yang menggunakan *network* yang sudah dilatih sebelumnya dan menggunakannya sebagai titik awal untuk mempelajari tugas baru. Pendekatan ini sangat berguna karena memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan yang telah dipelajari dari dataset besar, seperti *ImageNet*, sehingga proses pelatihan pada dataset spesifik menjadi lebih cepat dan efisien. Dengan *Transfer Learning*, *fine-tuning* hanya dilakukan pada lapisan-lapisan terakhir untuk menyesuaikan jaringan dengan dataset penyakit mata. Sementara itu, lapisan awal yang telah dilatih pada dataset besar tetap dipertahankan untuk mengenali fitur dasar seperti tepi, pola, dan tekstur. Langkah ini memungkinkan model



untuk langsung memanfaatkan pengetahuan awal, sehingga proses pelatihan tidak hanya lebih cepat tetapi juga menghasilkan akurasi yang lebih baik meskipun dataset yang digunakan relatif kecil (Gunawan et al., 2025).

Pada penelitian ini digunakan pendekatan *Transfer Learning* untuk mengurangi potensi terjadinya *Overfitting* dimana model terlalu banyak menghafal gambar bukan belajar.

#### 7. *TensorFlow*

*TensorFlow* merupakan salah satu kerangka kerja (*framework*) *open-source* yang dirancang untuk membangun dan menjalankan model pembelajaran mesin secara efisien. Framework ini menyediakan beragam alat bantu yang memungkinkan pengembang membangun model pada berbagai level abstraksi, mulai dari tingkat dasar hingga kompleks. TensorFlow mendukung eksekusi di berbagai jenis perangkat keras, termasuk CPU, GPU, bahkan TPU. Kelebihan utamanya terletak pada fleksibilitasnya yang tinggi, membuatnya cocok digunakan untuk implementasi model kecerdasan buatan di berbagai platform, termasuk perangkat seluler seperti Android. Model yang telah dilatih di TensorFlow dapat dikompresi ke dalam format *TensorFlow Lite* (*.tflite*), sehingga lebih ringan dan cepat saat dijalankan di perangkat mobile tanpa mengorbankan akurasi model secara signifikan (Nasha Hikmatia A.E. & Zul, 2021).

## B. Penelitian Terkait

Penulis memperoleh banyak inspirasi dan referensi untuk menyusun skripsi ini berdasarkan tinjauan penelitian-penelitian terdahulu yang memiliki keterkaitan dengan latar belakang masalah yang di hadapi. Penelitian sebelumnya yang menjadi fokus mencakup :

*Tabel 1. penelitian terkait*

Peneliti	Judul	Metode	Hasil
<b>Dicky Setiawan, Tito Wira Eka Suryawijaya (2023)</b>	Algoritma <i>ResNet152V2</i> Dalam Melakukan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat	<i>ResNet152V2</i>	Metode yang digunakan adalah <i>ResNet152V2</i> mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 97% dalam Mengklasifikasi penyakit pada daun tomat dan 70% untuk akurasi validasi. Penggunaan algoritma <i>ResNet152V2</i> membuktikan bahwa teknologi kecerdasan buatan bisa menjadi alat yang efektif dalam pengklasifikasian.
<b>Putri Melati (2020)</b>	Penerapan <i>K-Nearest Neighbor</i> Pada Pengolahan Citra Digital Menggunakan <i>Local Binary Pattern</i> Untuk Klasifikasi Tanaman Herbal	<i>K-Nearest Neighbor (KNN)</i> , <i>Local Binary Pattern (LBP)</i> , <i>Fitur Morfologi Digital</i> .	Ketika data citra diambil menggunakan kamera DSLR dan memperoleh Akurasi tertinggi sebesar 90% diperoleh pada pembagian data latih 90% dan data uji 10%. namun saat pengambilan gambar menggunakan kamera android akurasi menurun hingga 70%. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas

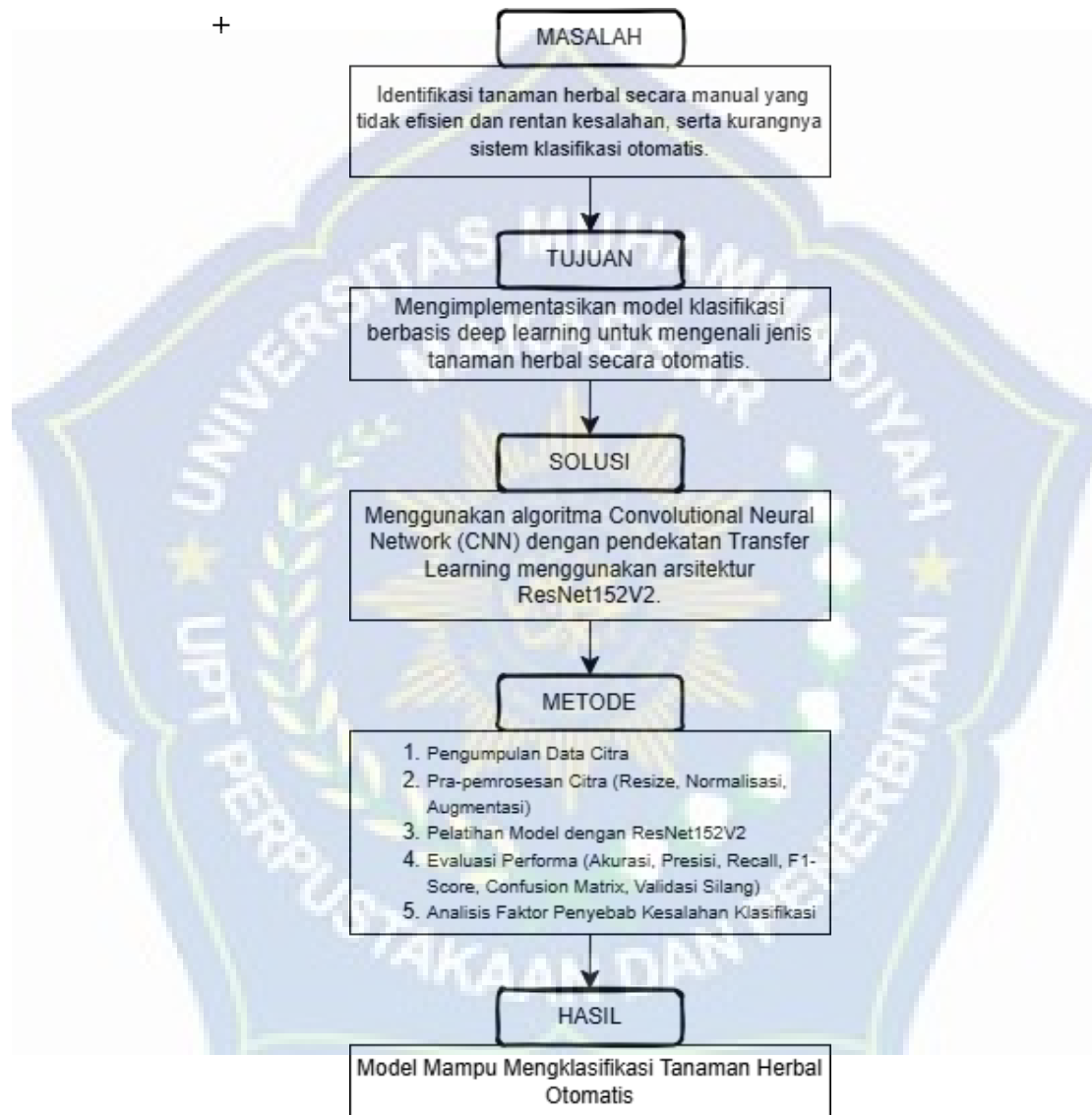
			citra mempengaruhi performa klasifikasi.
<b>Muhammad Azwan (2023)</b>	Analisis <i>Residual Network</i> (Resnet) Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Tanaman Cabai Melalui Citra Daun	<i>Deep Learning</i> , CNN dengan <i>arsitektur ResNet (ResNet-50 default)</i> , <i>Grid Search</i> , <i>Random Search</i>	Hasil model terbaik yang di peroleh melalui optimasi <i>hyperparameter</i> mencapai <i>akurasi 94%, presisi 93%, recall 67%, beserta F1-Score dan F2-Score 77%</i> . Berdasarkan hasil menunjukkan bahwa pendekatan <i>deep learning</i> memberikan kinerja yang tinggi dalam mendeteksi penyakit tanaman melalui citra.
<b>Aulia Tegar Rahman, Arief Setyanto, dan Hanif Al Fatta (2024)</b>	Klasifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Arsitektur CNN Dengan <i>Transfer Learning</i>	<i>Convolutional Neural Networks (CNN)</i> dengan <i>Transfer Learning</i> , <i>VGG16</i>	Model berhasil mendapatkan akurasi yang tinggi sebesar 99,31% dengan waktu komputasi singkat. Sementara untuk penggunaan CNN tanpa <i>transfer learning</i> mendapatkan akurasi sebesar 96,63% setelah 15 epoch. Ini memperkuat bahwa penggunaan <i>transfer learning</i> menghasilkan nilai akurasi yang tinggi dengan waktu yang relatif singkat.
<b>Arifin, Janson Hendryli, Dyah Erny</b>	Klasifikasi Tanaman Obat Herbal Menggunakan Metode	<i>Support Vector Machine (SVM)</i> , Ekstraksi fitur warna ( <i>Color Histogram</i> ),	Hasil terbaik model yang di optimasi dengan teknik <i>Randomized Search Cross Validation</i> dan <i>kernel RBF</i> , mencapai akurasi 83,9%

<b>Herwindiati (2021)</b>	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	bentuk ( <i>Sobel</i> ), dan tekstur ( <i>Gray Level Co- occurrence Matrix - GLCM</i> )	pada data latih dan pada data uji sebesar 77,6%. Pengenal terhadap jenis tanaman herbal tertentu seperti kunyit dan jahe menunjukkan hasil yang lebih tinggi di bandingkan lengkuas yang memiliki kemiripan serta pencahayaan dan pengambilan gambar dengan jarak jauh mengakibatkan model banyak mengalami kesalahan dalam mengidentifikasi.
-------------------------------	---------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Meskipun penelitian oleh Putri Melati (2020) mencapai akurasi 90% dengan *algoritma KNN*, Metode *deep learning* seperti *ResNet152V2* berpotensi untuk memberikan akurasi yang lebih tinggi dengan dataset yang lebih beragam. Penelitian oleh Arifin et al. (2021) menggunakan *SVM* dengan akurasi sebesar 77,6% yang memiliki permasalahan pada kemiripan antara jenis tanaman herbal dan pencahayaan yang akan coba diatasi dalam penelitian ini dengan dataset yang lebih berkualitas dan arsitektur yang lebih dalam.

### C. Kerangka Berfikir

Kerangka berpikir adalah struktur yang menjelaskan alur logika penelitian dari awal hingga akhir, membantu mengidentifikasi hubungan antar variabel dan memberi arah yang jelas bagi peneliti.



Gambar 6. Kerangka Berfikir

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **A. Tempat Dan Waktu Penelitian**

##### **1. Tempat penelitian**

Lokasi pengambilan data untuk Penelitian ini dilakukan di Gowa kec. Pallangga, sulawesi selatan. Tempat tersebut dipilih agar peneliti bisa mendapatkan berbagai bentuk dan jenis daun yang beragam sebagai bahan penelitian. Setiap tanaman yang datanya dikumpulkan telah dikenali terlebih dahulu berdasarkan informasi dari buku atau keterangan pemilik kebun.

##### **2. Waktu penelitian**

Waktu pelaksanaan penelitian ini di mulai pada bulan Juni 2025 dan akan berlangsung sampai semua tahapan penelitian selesai.

#### **B. Alat Dan Bahan**

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah :

##### **1. Kebutuhan hardware**

- a. *Leptop Asus VivoBook A516JAO*
- b. *RAM 4 GB*
- c. *Processor Intel(R) Core (TM) i3-1005G1*
- d. *Realme C75x*

##### **2. Kebutuhan software**

- a. *Python* (sebagai bahasa pemrograman)
- b. *TensorFlow* dan *Keras* (untuk membuat dan melatih model deep learning ResNet152V2)
- c. *OS Windows 11 Home Single Language*

##### **3. Kebutuhan Dataset**

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara langsung oleh peneliti melalui dokumentasi menggunakan kamera digital berkualitas tinggi, guna memastikan gambar daun yang diambil memiliki resolusi dan detail yang baik. Proses ini dilakukan untuk memperoleh data asli dari berbagai jenis tanaman lokal.



### C. Perancangan Sistem

Perancangan sistem adalah proses merancang langkah-langkah yang di butuhkan dalam pembuatan sistem klasifikasi tanaman herbal lokal berdasarkan citra daun dengan *algortima ResNet152V2*. Perancangan ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap tahap dari proses ini dapat berjalan secara terstruktur, dimulai dari pengumpulan data dan pengolahan data citra daun herbal, tahapan pelatihan model, hingga proses klasifikasi.

#### 1. Flowchart Sistem



Gambar 7. Flowchart Sistem

*Flowchart* di atas menggambarkan langkah-langkah dalam pengembangan model klasifikasi menggunakan *arsitektur ResNet152V2*:

a. Mulai

Awal dari proses klasifikasi tanaman herbal berdasarkan citra daun.

b. Pengumpulan dataset

Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan dataset berupa gambar daun tanaman herbal yang di kumpulkan dari berbagai lokasi untuk mendapatkan keragaman data. Gambar di ambil secara manual menggunakan kamera digital. Setiap gambar di bagi berdasar kategori jenis tanaman herbal.

c. Input citra daun herbal

Citra daun herbal yang sudah di kumpulkan kemudian di masukkan ke dalam sistem untuk di olah lebih lanjut.

d. Pra-pemrosesan data

Pada tahap ini, gambar yang sudah di kumpulkan kemudian dilakukan pra-pemrosesan untuk mengoptimalkan kualitas citra agar sesuai dengan kebutuhan input model *ResNet152V2*, langkah-langkah itu meliputi:

1) Padding (latar belakang)

untuk menjaga rasio aspek (*aspect ratio*) gambar agar tidak distorsi (*gepeng*) saat diubah ukurannya menjadi 224x224 *piksel* dilakukan fungsi *add\_white\_padding(img)* yaitu pemberian latar belakang putih pada gambar.

2) Pengubahan ukuran (*resize*)

Untuk memastikan agar semua gambar memiliki ukuran yang konsisten dan seragam, gambar daun diubah ukurannya menjadi 224x224 *piksel* yang sesuai dengan input yang biasanya digunakan pada *ResNet152V2*.

### 3) Normalisasi

Setelah tahap resize, nilai piksel di normalisasi dengan membaginya dengan 255 agar berada dalam rentang 0-1. langkah ini membantu mempercepat proses pelatihan dan menjaga kestabilan model.

### 4) Augmentasi data

Augmentasi data dilakukan untuk menghindari overfitting dan memperbanyak data latih. Augmentasi data biasanya terdiri dari rotasi, flipping, penyesuaian pencahayaan, zoom dan pergeseran.

#### e. Pembagian data

Dataset yang telah di proses kemudian dibagi menjadi 2 bagian:

- 1) Data latih: data ini digunakan untuk mengajarkan model mengenali ciri-ciri penting pada daun tanaman herbal.
- 2) Data validasi: ini digunakan untuk menilai kemampuan model menggunakan gambar baru yang belum pernah dikenali sebelumnya dalam melakukan klasifikasi pada tanaman herbal.

#### f. Pelatihan model *ResNet152v2*

Pada bagian ini data latih digunakan untuk pelatihan model *ResNet152V2* yang akan dilakukan dengan pendekatan *Transfer Learning* agar dapat mengenali ciri khas dari daun tanaman herbal. Pada proses ini model memuat bobot pra-terlatih (*Pre-trained weights*) dengan algoritma optimasi untuk meningkatkan akurasi.

#### g. valuasi kinerja model

Tahap selanjutnya, model yang telah latih dan disimpan akan diuji menggunakan data uji untuk mengukur kemampuannya dalam mengklasifikasikan citra daun herbal dengan menggunakan metrik seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-Score*.

#### h. Apakah kinerja sudah baik?

Pada tahap ini pengambilan keputusan di perlukan, apabila akurasi yang di hasilkan model (misalnya akurasi di atas 90%) itu berarti model sudah memenuhi target.

1) TIDAK : proses pelatihan akan diulang dengan menyesuaikan parameter pelatihan (seperti learning rate atau jumlah epoch) dan penambahan data.

2) YA : berarti model siap dilanjutkan untuk proses selanjutnya.

i. Interpretasi hasil

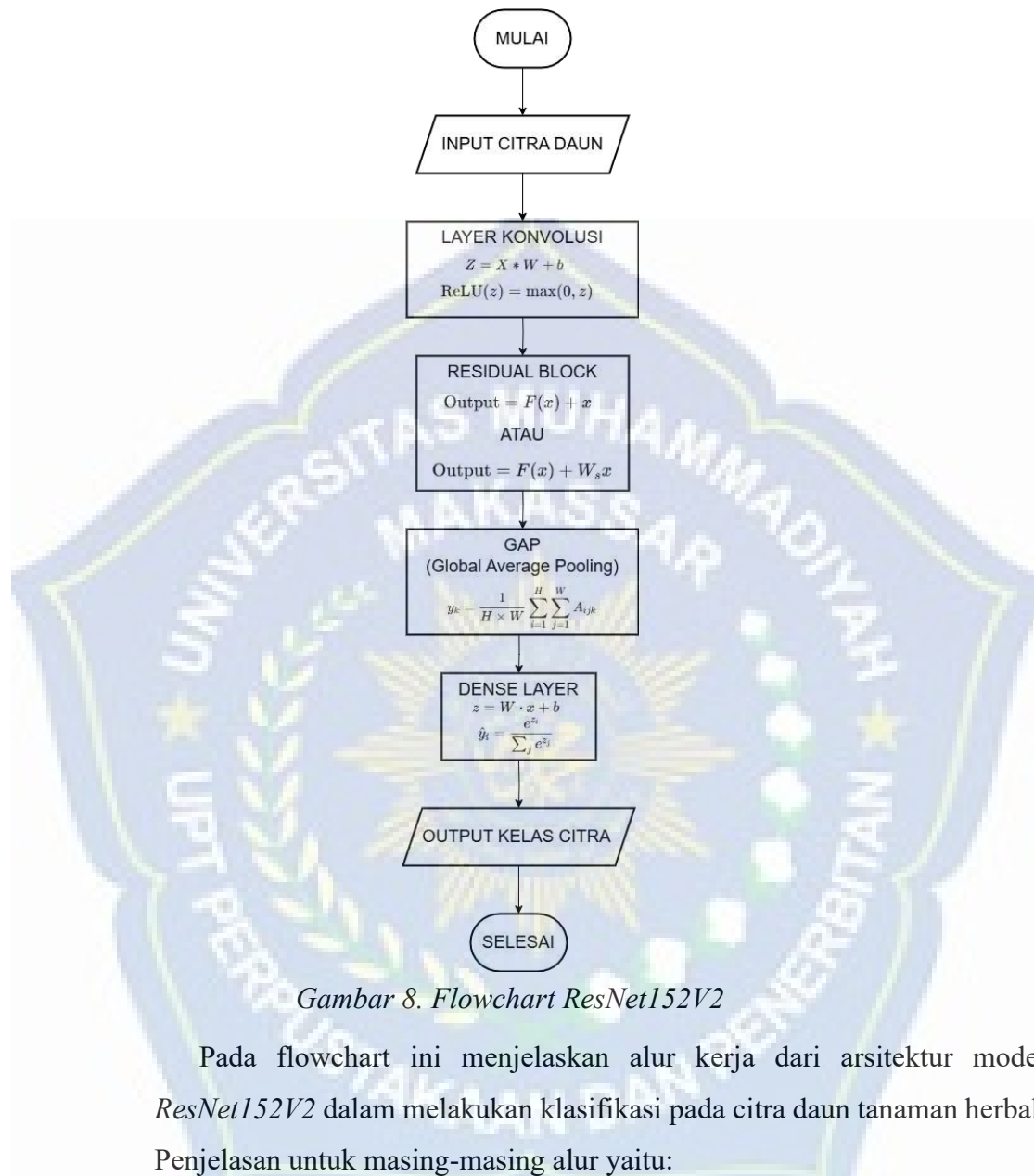
Setelah model bekerja dengan baik, hasil akan di analisis dan di interpretasikan. Ini meliputi analisis *confusion matrix* untuk melihat jenis kesalahan yang terjadi dan faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi tingkat akurasi model.

j. Selesai

Ini adalah akhir dari seluruh proses penelitian dan pengembangan sistem klasifikasi.



## 2. Flowchart arsitektur ResNet152V2 :



Gambar 8. Flowchart ResNet152V2

Pada flowchart ini menjelaskan alur kerja dari arsitektur model *ResNet152V2* dalam melakukan klasifikasi pada citra daun tanaman herbal. Penjelasan untuk masing-masing alur yaitu:

- Mulai**  
ini adalah awal dari proses citra daun ke dalam model.
- Input Citra Daun**  
Pada tahap ini, gambar daun yang sudah melalui pra-pemrosesan (seperti resize, normalisasi, dan augmentasi) di masukkan ke dalam model *Deep Learning ResNet152v2* untuk dianalisis.

c. *Layer Konvolusi*

Pada tahap ini model bertugas mendeteksi ciri-ciri penting dari gambar seperti:

- a) Bentuk tepi daun,
- b) Tekstur daun, dan
- c) Pola urat daun.

Layer ini bekerja sebagai filter untuk menemukan pola penting dari gambar daun agar model bisa membedakan satu jenis daun dengan jenis yang lainnya.

Model menggunakan rumus konvolusi sebagai berikut:

$$Z = X * W + b \dots\dots\dots (6)$$

Di mana:

- $W$  = bobot filter (kernel),
- $X$  = input citra daun,
- $*$  = Operasi konvolusi (bukan perkalian biasa)
- $b$  = Bias
- $Z$  = hasil konvolusi

Kemudian hasil  $Z$  dilewatkan ke fungsi aktivasi ReLU dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{ReLU}(z) = \max(0, z) \dots\dots\dots (7)$$

Pada bagian ini, nilai negatif dari hasil konvolusi akan diubah menjadi 0, dan nilai positif tetap. Hal ini membantu model untuk tetap stabil dan mempercepat pembelajaran.

- Contoh perhitungan manualnya:

Misalkan nilai output linear  $Z = [-2, 0, 3.5]$ , maka:

$$\text{ReLU}(Z) = \max(0, Z) = [0, 0, 3.5]$$



d. *Residual Block*

Pada tahap ini, fitur penting dari lapisan sebelumnya disalurkan langsung kelapisan yang lebih dalam melalui *shortcut connection*.

Tujuannya untuk:

- Mencegah hilangnya informasi penting,
- Menghindari degradasi akurasi seiring bertambahnya jumlah layer, dan
- Mempercepat konvergensi.

Rumus yang di gunakan:

$$\text{Output} = F(x) + x \quad \dots\dots\dots (8)$$

Atau

$$\text{Output} = F(x) + W_s x \quad \dots\dots\dots (9)$$

Di mana:

- $F(x)$  adalah hasil pemrosesan dari beberapa layer konvolusi.
- $x$  adalah input awal yang “diilewatkan” langsung ke output (*shortcut connection*.)
- $W_s$  digunakan jika ukuran dari  $x$  dan  $F(x)$  tidak sama.

e. *Global Average Pooling (GAP)*

Dalam proses ini, hasil analisis pada proses sebelumnya (feature maps) yaitu kumpulan besar data di lakukan penyederhanaan. Yaitu semua data dirangkum menjadi satu nilai rata-rata dari tiap feature map tujuannya untuk mengurangi jumlah parameter dan mencegah overfitting untuk mempermudah model membuat keputusan akhir.

Rumus yang di gunakan:

$$y_k = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W A_{ijk} \quad \dots\dots\dots (10)$$

Di mana:

- $A_{ijk}$  adalah nilai aktivasi pada feature map ke- $k$  di posisi  $i,j$ .
- $H$  dan  $W$  adalah tinggi dan lebar feature map.

f. *Dense Layer*

Setelah gambar daun diproses dan melalui berbagai lapisan sebelumnya, dense layer bekerja sebagai pengambil keputusan dengan mengolah semua informasi yang terkumpul dan memberikan hasil akhir berupa nilai probabilitas kelas yaitu bahwa citra daun termasuk ke dalam kategori tanaman yang telah ditentukan dan kelas dengan probabilitas tertinggi akan menjadi prediksi model. Sebelum itu, lapisan sebelumnya seperti (*convolutional layers* dan *Residual Blocks*) dibekukan atau dilakukan (*fine-tuned*) untuk mencegah perubahan bobot selama proses pelatihan dengan dataset daun herbal.

Rumus yang di gunakan:

$$z = W \cdot a + b \quad \dots\dots\dots (11)$$

Di mana:

- $a$  = output dari GAP
- $W$  dan  $b$  = bobot dan bias layer ini
- $z$  = skor mentah tiap kelas

Setelah itu dilakukan fungsi softmax yaitu fungsi aktivasi yang di gunakan dilapisan output dari model klasifikasi multi-kelas. Tujuannya adalah untuk mengubah nilai output (logit) menjadi probabilitas, yaitu angka antara 0 dan 1 yang jumlah totalnya = 1.

$$\hat{y}_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_j e^{z_j}} \quad \dots\dots\dots (12)$$

Di mana:

- $z_i$  nilai output sebelum softmax (disebut logit)
- $y_i$  probabilitas bahwa input termasuk dalam kelas ke- $i$
- $n$  jumlah kelas
- $e$  bilangan euler (sekitar 2.718)

g. Output Kelas Citra

Pada tahap ini model menentukan kelas mana yang paling mungkin berdasarkan nilai probabilitas tertinggi dan mengidentifikasi gambar daun yang dimasukkan dengan hasil prediksi berupa kelas atau label dari gambar tersebut.

#### D. Teknik Pengujian Sistem

Pengujian sistem adalah tahap penting dalam penelitian ini yang bertujuan untuk melihat seberapa baik model klasifikasi *ResNet152V2* bekerja. Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model bisa mengenali jenis tanaman herbal lokal dari gambar daun dengan baik, serta untuk mengetahui bagian mana yang masih perlu diperbaiki.

Berikut adalah teknik pengujian yang akan digunakan dalam penelitian ini :

1. Pembagian data

Dataset citra daun dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data pelatihan sebanyak 80% dan data validasi sebanyak 20%. Pembagian ini digunakan agar model dapat belajar dari data pelatihan dan diuji menggunakan data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2. Evaluasi Performa Klasifikasi

- a. Model dievaluasi berdasarkan kemampuannya dalam mengelompokkan gambar daun ke dalam kategori tanaman herbal tertentu dengan *Transfer Learning*.
- b. Pengujian dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi disajikan dalam bentuk tabel serta visualisasi untuk mempermudah analisis performa model.

3. Pengujian Stabilitas Model

- a. Pengujian dilakukan menggunakan data uji yang belum pernah digunakan pada saat pelatihan.
- b. Model diuji terhadap berbagai variasi citra, seperti pencahayaan berbeda, untuk mengamati konsistensi hasil klasifikasi.

- c. Selain itu, ketahanan model terhadap gangguan kecil (noise) pada gambar juga diamati secara kualitatif.

#### 4. Analisis Proses Pelatihan

- a. Selama proses pelatihan, kurva akurasi dan loss dicatat baik untuk data pelatihan maupun validasi dengan menggunakan *Transfer Learning* dapat membantu dalam mencegah *Overfitting* dan mempercepat konvergensi model.
- b. Grafik ini digunakan untuk mengetahui apakah model mengalami over fitting atau tidak, serta untuk menilai kestabilan selama pelatihan.

### E. Teknik analisis data

Dalam penelitian ini, analisis data dilakukan untuk menilai sejauh mana model *ResNet152V2* mampu melakukan klasifikasi citra daun tanaman herbal lokal secara akurat. Evaluasi dilakukan melalui beberapa metode sebagai berikut:

#### 1. Evaluasi Kinerja Model

Penilaian terhadap kinerja model dilakukan menggunakan sejumlah metrik yang umum digunakan dalam permasalahan klasifikasi citra. Metrik yang digunakan meliputi:

- a. Akurasi: Mengukur proporsi prediksi yang tepat dibandingkan dengan seluruh prediksi yang dilakukan. Nilai akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar citra daun dengan benar.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \dots\dots\dots (13)$$

- b. Presisi: Menilai tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan citra ke dalam suatu kelas tertentu. Metrik ini penting untuk mengetahui seberapa sering model melakukan prediksi yang benar terhadap kelas target.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \dots\dots\dots (14)$$

- c. Recall: Menggambarkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh citra yang benar-benar termasuk dalam suatu kelas. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model tidak melewatkan banyak data dari kelas tersebut.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots (15)$$

- d. F1-Score: Merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall, digunakan untuk memberikan penilaian yang lebih seimbang terhadap kinerja model, khususnya dalam kondisi distribusi data yang tidak seimbang.

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \dots\dots\dots (16)$$

Dalam konteks penelitian ini, yang memfokuskan pada klasifikasi citra daun tanaman herbal dan non-herbal, definisi setiap metrik evaluasi berdasarkan Confusion Matrix adalah sebagai berikut:

1) True Positive (TP)

Gambar daun dari suatu kelas tertentu (misalnya Daun Syngonium) yang benar-benar berasal dari kelas tersebut dan berhasil diprediksi dengan benar oleh model sebagai kelas yang sama.

- Contoh: Citra daun kumis kucing yang terdeteksi oleh sistem sebagai kumis kucing.

2) True Negative (TN)

Gambar daun yang bukan dari kelas tertentu dan berhasil diprediksi oleh model sebagai bukan kelas tersebut.

- Contoh: Citra daun mangga yang diprediksi oleh sistem sebagai kelas lain yang benar (misalnya bukan kumis kucing).

3) False Positive (FP)

Gambar daun yang bukan dari kelas tertentu, tetapi salah diprediksi oleh model sebagai kelas tersebut.

- Contoh: Citra daun syngonium yang salah terdeteksi oleh sistem sebagai kumis kucing.

#### 4) False Negative (FN)

Gambar daun yang sebenarnya berasal dari kelas tertentu, tetapi salah diprediksi oleh model sebagai kelas lain.

- Contoh: Citra daun kumis kucing yang salah terdeteksi oleh sistem sebagai daun mangga.

Definisi ini penting untuk memahami makna dari setiap nilai pada Confusion Matrix, sehingga dapat dianalisis penyebab terjadinya kesalahan klasifikasi, misalnya karena kemiripan bentuk, warna, atau pola urat daun antar kelas.

#### 2. *Confusion Matrix*

Untuk melihat secara lebih rinci performa klasifikasi model, digunakan confusion matrix. Matriks ini menyajikan informasi terkait jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas, melalui indikator seperti *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, *True Negative (TN)*, dan *False Negative (FN)*. Analisis terhadap confusion matrix memungkinkan peneliti mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi yang terjadi.

#### 3. Analisis Penyebab Kesalahan Klasifikasi

Selain evaluasi metrik, dilakukan pula penelaahan terhadap faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kesalahan dalam klasifikasi. Di antaranya adalah:

- a. Kemiripan bentuk dan pola antar daun dari jenis tanaman yang berbeda.
- b. Kualitas pencahayaan saat pengambilan gambar.
- c. Jumlah data yang tidak seimbang antar kelas.
- d. Keterbatasan dalam proses augmentasi atau pra-pemrosesan citra.

#### 4. Interpretasi Hasil

Setelah proses evaluasi model dilakukan, hasil yang diperoleh dianalisis secara mendalam untuk mengidentifikasi sejauh mana pendekatan yang digunakan mampu bekerja secara optimal. Analisis ini mencakup



peninjauan terhadap akurasi dan keandalan model dalam melakukan klasifikasi, serta menggambarkan performa model berdasarkan data yang telah diuji. Tujuan dari interpretasi ini adalah untuk memperoleh pemahaman yang lebih jelas mengenai efektivitas metode yang diterapkan.



## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Implementasi Algoritma *ResNet152v2*

##### 1. Pengumpulan *Dataset*

*Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4.400 citra daun tanaman, yang terbagi ke dalam 11 kelas, yaitu 5 kelas tanaman herbal, 5 kelas tanaman *Non-herbal* dan 1 kelas *unknown* (tidak teridentifikasi). Setiap kelas terdiri dari sekitar 400 citra yang merepresentasikan berbagai variasi bentuk, warna, dan kondisi daun. Citra-citra dalam dataset diperoleh melalui dokumentasi langsung oleh peneliti menggunakan kamera handphone berkualitas tinggi, dengan tujuan untuk menangkap kondisi nyata tanaman herbal lokal di lingkungan sekitar.

Pengumpulan data dilakukan dengan memperhatikan pencahayaan, kejernihan gambar, dan keragaman sudut pengambilan agar data yang diperoleh bervariasi namun tetap relevan secara klasifikasi. Resolusi gambar yang dikumpulkan berkisar antara 1536x2048 piksel, tergantung perangkat dan kondisi saat pengambilan.

Dataset tersebut kemudian diklasifikasikan ke dalam kelas-kelas sebagai berikut:

*Tabel 2. Kelas tanaman*

No	Nama Tanaman	Nama Latin	Kategori
1	Sirih	Piper betle	Herbal
2	Jambu	Psidium guajava	Herbal
3	Belimbing Wuluh	Averrhoa bilimbi	Herbal
4	Sirsak	Annona muricata	Herbal
5	Kumis Kucing	Orthosiphon aristatus	Herbal
6	Daun Kentang	Solanum tuberosum	Non-Herbal
7	Daun Mangga	Mangifera indica	Non-Herbal
8	Alang-alang	Imperata cylindrica	Non-Herbal
9	Daun Syngonium	Syngonium podophyllum	Non-Herbal
10	Bambu Rezeki Putih	Dracaena sanderiana	Non-Herbal
11	Tidak Teridentifikasi	—	Unknown / Tidak diketahui

Dataset yang dikumpulkan secara langsung oleh peneliti diambil menggunakan kamera handphone dengan kualitas resolusi tinggi untuk memastikan kejernihan citra. Proses pengambilan gambar dilakukan dengan menggunakan latar belakang putih polos guna meminimalkan gangguan visual serta membantu model dalam mengenali bentuk dan tekstur daun secara lebih akurat. Pendekatan ini juga bertujuan untuk menyeragamkan kondisi latar belakang, sehingga fitur utama pada citra yaitu morfologi daun dapat diekstraksi secara optimal oleh model.

Seluruh citra disimpan dalam format .jpg dan .png, kemudian dikelompokkan ke dalam folder sesuai dengan masing-masing nama kelas tanaman. Dataset ini kemudian dipersiapkan untuk digunakan dalam proses pelatihan dan evaluasi model klasifikasi daun tanaman herbal menggunakan pendekatan *deep learning* dengan *arsitektur ResNet152V2*. Untuk memberikan gambaran visual mengenai data yang digunakan dalam penelitian ini, Gambar 9.

berikut menyajikan beberapa contoh citra daun dari masing-masing kelas yang terdapat dalam dataset.



*Gambar 9. Contoh citra daun*

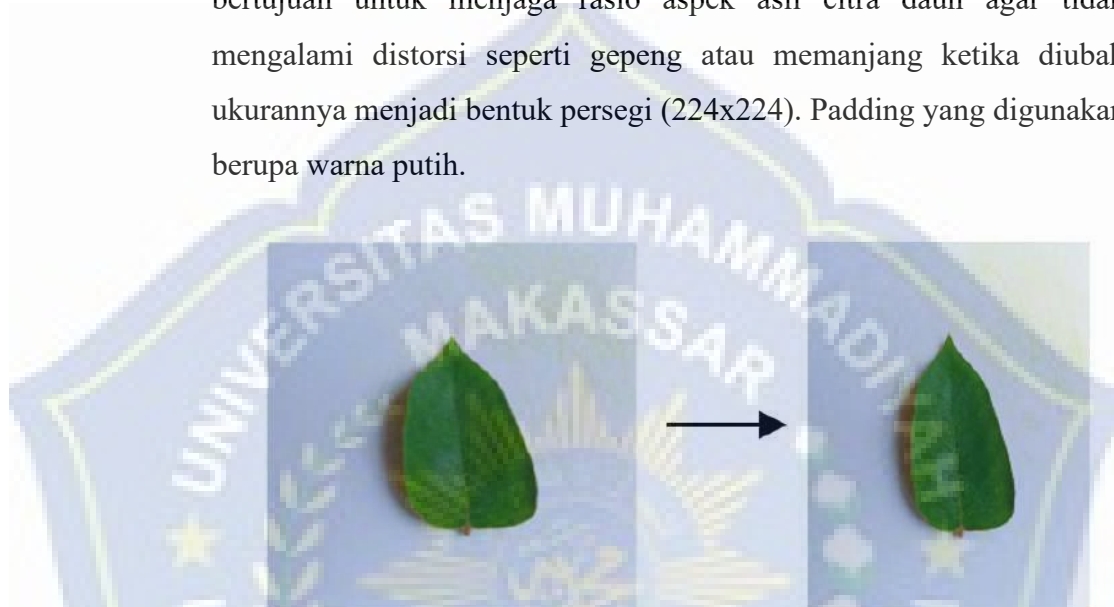
## *2. Pra-pemrosesan Citra*

Sebelum citra digunakan dalam proses pelatihan model, dilakukan tahapan pra-pemrosesan untuk memastikan bahwa seluruh data dalam kondisi seragam dan siap diproses oleh arsitektur *deep learning*. Pra-pemrosesan ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi pelatihan serta membantu model dalam mengekstraksi fitur penting dari citra daun.

Beberapa tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan antara lain sebagai berikut:

a. Penambahan Padding (*White Padding*)

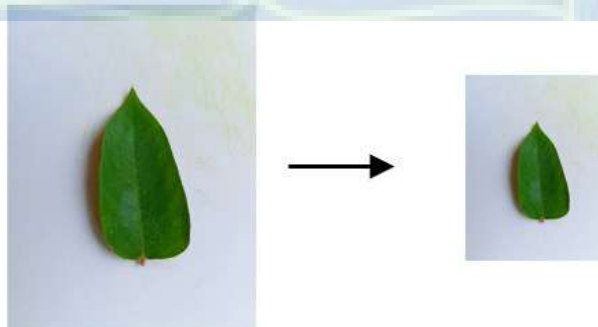
Sebelum dilakukan resize, setiap citra terlebih dahulu diberi *padding* (bingkai kosong) di bagian tepi agar citra berbentuk persegi. Hal ini bertujuan untuk menjaga rasio aspek asli citra daun agar tidak mengalami distorsi seperti gepeng atau memanjang ketika diubah ukurannya menjadi bentuk persegi (224x224). Padding yang digunakan berupa warna putih.



Gambar 10. contoh gambar resize sebelum dan sesudah padding

b. Perubahan Ukuran Citra (*Resize*)

Setelah dilakukan padding, citra kemudian diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel agar sesuai dengan ukuran input standar model *ResNet152V2*. Ukuran ini dipilih karena merupakan input default pada model ResNet yang telah dilatih menggunakan dataset *ImageNet*.



Gambar 11. sebelum dan sesudah resize

c. Normalisasi Nilai Piksel

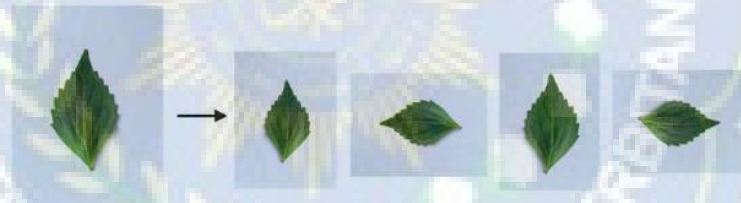
Citra yang telah diubah ukurannya kemudian dinormalisasi dengan mengubah nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1. Hal ini dilakukan dengan cara membagi setiap nilai piksel dengan angka 255 ( $rescale=1./255$ ). Normalisasi bertujuan untuk mempercepat proses pelatihan dan membantu model dalam melakukan generalisasi.

d. Augmentasi Data

Augmentasi diterapkan untuk dataset training agar memperbanyak variasi data secara buatan bertujuan untuk menghindari *overfitting*.

Augmentasi yang dilakukan antara lain adalah:

- 1) Horizontal Flip (membalik gambar secara horizontal)
- 2) Rotation (memutar gambar)
- 3) Width Shift (menggeser gambar secara horizontal)
- 4) Height Shift (menggeser gambar secara vertikal)
- 5) Zoom (memperbesar/memperkecil gambar)



Gambar 12. contoh Augmetasi gambar

3. Pelatihan Model

Pada penelitian ini, proses pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur *ResNet152v2* yang merupakan salah satu variasi dari *Residual Network* dengan kedalaman 152 lapisan. Model *ResNet152v2* digunakan sebagai base model (*Transfer Learning*) dengan bobot awal yang diambil dari pelatihan pada dataset *ImageNet*.

Lapisan atas (*fully connected layer*) asli dari *ResNet152v2* dihilangkan dan diganti dengan lapisan baru yang sesuai dengan jumlah kelas pada dataset penelitian menggunakan perintah (*include\_top=false*). Selanjutnya, model

dasar dikunci/dibekukan dengan perintah (*trainable=false*) agar bobot awal tidak ikut di perbaharui pada tahap awal pelatihan, sehingga dapat mempercepat proses *training* dan mencegah *overfitting*.

Lapisan tambahan yang digunakan pada tahap akhir terdiri dari:

- *Global average pooling 2D* - mengubah hasil ekstraksi fitur dari model menjadi bentuk vektor satu dimensi, sehingga datanya lebih ringkas tanpa banyak kehilangan informasi penting.
- *Dropout (rate=0,5)* – menghilangkan sebagian neuron secara acak saat pelatihan untuk mencegah model menghafal data dan mengurangi risiko *overfitting*.
- *Dense layer* – lapisan terakhir yang jumlah neuronnya sama dengan jumlah kelas. Menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan nilai probabilitas dari setiap kelas.

a. Parameter pelatihan

Parameter pelatihan adalah pengaturan atau nilai awal yang di tentukan sebelum proses pelatihan dimulai, dan digunakan untuk mengontrol cara model belajar dari data. Parameter tidak berubah secara otomatis selama pelatihan, tetapi mempengaruhi kecepatan, akurasi, dan kestabilan proses pelatihan.

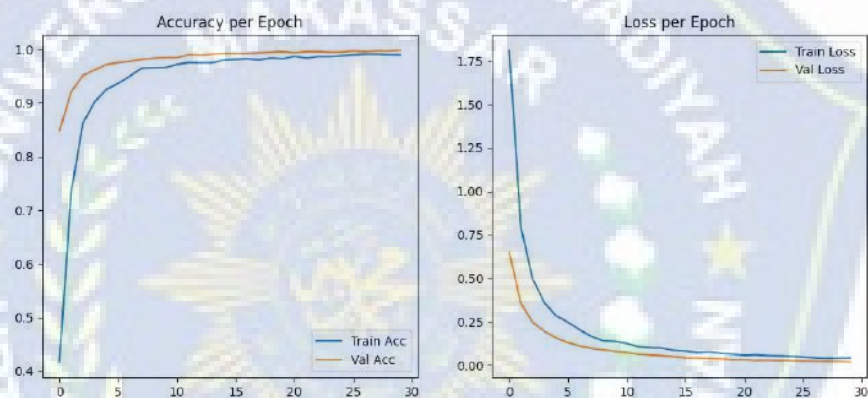
Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan *optimizer Adam* *ber-learning rate 0,0001* yang mampu menyesuaikan laju pembelajaran tiap parameter secara adaptif, dengan *loss function Categorical Crossentropy* yang sesuai untuk klasifikasi multi-kelas, dan metode evaluasi berupa akurasi untuk mengukur ketepatan prediksi model. Proses pelatihan dijalankan selama *30 epoch* dengan *batch size 32*, di mana setiap epoch berarti seluruh dataset telah digunakan sekali untuk melatih model. Selain itu, digunakan *callback* berupa *Early Stopping* untuk menghentikan pelatihan jika *validation loss* tidak membaik selama 5 epoch berturut-turut sekaligus mengembalikan bobot terbaik, serta *Model Checkpoint* yang menyimpan bobot model terbaik berdasarkan nilai *validation loss* terendah selama proses pelatihan.



b. Proses pelatihan

Proses pelatihan dilakukan dengan membagi dataset menjadi 2 bagian, yaitu 80% untuk training, dan 20% untuk validation. Tahap pelatihan memanfaatkan data generator untuk membaca citra dari direktori, melakukan pra-pemrosesan berupa padding putih, augmentasi citra, dan normalisasi, kemudian mengirimkan batch data ke model secara bertahap.

Pada gambar 13. grafik akurasi dan loss untuk data training serta validasi dibuat untuk memperlihatkan perubahan performa model selama proses pelatihan per epoch:



Gambar 13. grafik akurasi dan loss per epoch

Grafik ini membantu dalam mengidentifikasi apakah model mengalami overfitting atau underfitting. Dari grafik yang dihasilkan, dapat dilihat bahwa nilai akurasi training dan validasi meningkat secara konsisten hingga epoch terakhir. Nilai loss pada data training dan validasi juga menurun secara signifikan, menunjukkan model mengalami proses pembelajaran yang baik sehingga model dapat dikatakan tidak mengalami *overfitting*.

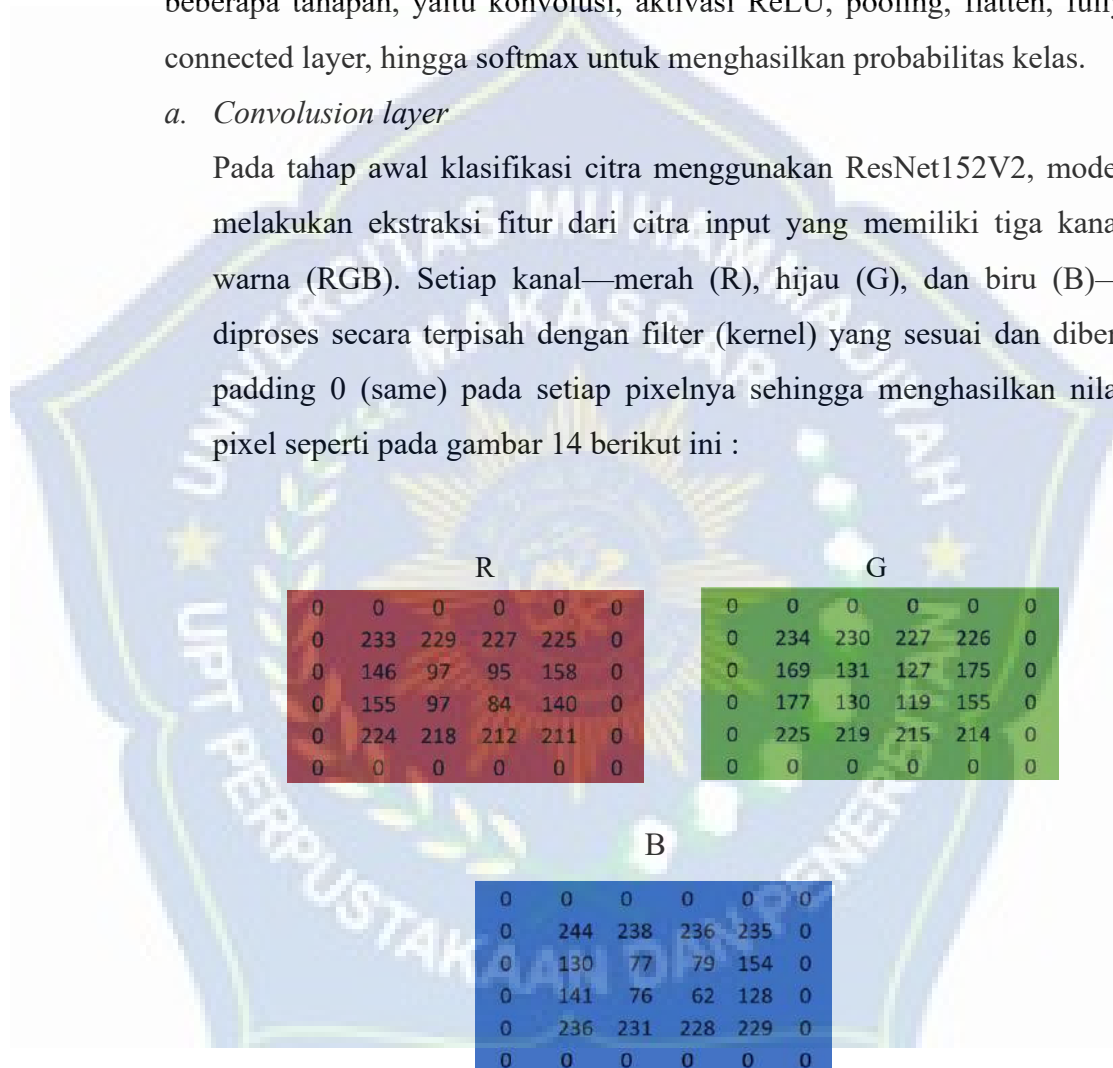
Nilai epoch terbaik berdasarkan grafik akurasi validasi pada epoch ke – 30 dengan akurasi tertinggi. oleh karena itu, model pada epoch ini dipilih sebagai model terbaik untuk tahap evaluasi selanjutnya.

#### 4. Proses Perhitungan Klasifikasi pada Resnet152v2

Proses klasifikasi citra pada ResNet152V2 dimulai dari ekstraksi fitur pada citra input. Ekstraksi fitur ini bertujuan untuk mengenali pola-pola penting, seperti bentuk, tekstur, dan pola urat daun, yang menjadi dasar model dalam membedakan kelas citra. Proses ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu konvolusi, aktivasi ReLU, pooling, flatten, fully connected layer, hingga softmax untuk menghasilkan probabilitas kelas.

##### a. Convolution layer

Pada tahap awal klasifikasi citra menggunakan ResNet152V2, model melakukan ekstraksi fitur dari citra input yang memiliki tiga kanal warna (RGB). Setiap kanal—merah (R), hijau (G), dan biru (B)—diproses secara terpisah dengan filter (kernel) yang sesuai dan diberi padding 0 (same) pada setiap pixelnya sehingga menghasilkan nilai pixel seperti pada gambar 14 berikut ini :



Gambar 14. Nilai pixel RGB Dataset daun jambu biji

Pada perhitungan ini disini saya menggunakan kernel dengan ukuran 3 x 3 dengan nilai seperti pada gambar 15 di bawah ini:

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

Gambar 15. kernel ukuran 3x3

Langkah selanjutnya adalah dengan mengkalikan kernel ukuran 3x3 pada gambar 15 dengan nilai pixel RGB, dilakukan berulang dengan pergeseran kernel itu 1 *strides* sehingga didapat hasil perhitungan seperti berikut:

*Channel Red*

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*0) + (0*0) + (-1*0) + (1*0) + (0*233) + (-1*229) + (1*0) + (0*146) + (-1*97) + 0.1 = 325.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*0) + (0*0) + (-1*0) + (1*233) + (0*229) + (-1*227) + (1*146) + (0*97) + (-1*95) + 0.1 = 57.1$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*0) + (0*0) + (-1*0) + (1*229) + (0*227) + (-1*225) + (1*97) + (0*95) + (-1*158) + 0.1 = -56.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*0) + (0*0) + (-1*0) + (1*227) + (0*225) + (-1*0) + (1*95) + (0*158) + (-1*0) + 0.1 = 322.1$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*0) + (0*233) + (-1*229) + (1*0) + (0*146) + (-1*97) + (1*0) + (0*155) + (-1*97) + 0.1 = -422.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*233) + (0*229) + (-1*227) + (1*146) + (0*97) + (-1*95) + (1*155) + (0*97) + (-1*84) + 0.1 = 128.1$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*229) + (0*227) + (-1*225) + (1*97) + (0*95) + (-1*158) + (1*97) + (0*84) + (-1*140) + 0.1 = -99.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*227) + (0*225) + (-1*0) + (1*95) + (0*158) + (-1*0) + (1*84) + (0*140) + (-1*0) + 0.1 = 406.1$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*0) + (0*146) + (-1*97) + (1*0) + (0*155) + (-1*97) + (1*0) + (0*224) + (-1*218) + 0.1 = -411.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*146) + (0*97) + (-1*95) + (1*155) + (0*97) + (-1*84) + (1*224) + (0*218) + (-1*212) + 0.1 = 134.1$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*97) + (0*95) + (-1*158) + (1*97) + (0*84) + (-1*140) + (1*218) + (0*212) + (-1*211) + 0.1 = -96.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*95) + (0*158) + (-1*0) + (1*84) + (0*140) + (-1*0) + (1*212) + (0*211) + (-1*0) + 0.1 = 391.1$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*0) + (0*155) + (-1*97) + (1*0) + (0*224) + (-1*218) + (1*0) + (0*0) + (-1*0) + 0.1 = -314.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*155) + (0*97) + (-1*84) + (1*224) + (0*218) + (-1*212) + (1*0) + (0*0) + (-1*0) + 0.1 = 83.1$$



0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*97) + (0*84) + (-1*140) + (1*218) + (0*212) + (-1*211) + (1*0) + (0*0) + (-1*0) + 0.1 = -35.9$$

0	0	0	0	0	0
0	233	229	227	225	0
0	146	97	95	158	0
0	155	97	84	140	0
0	224	218	212	211	0
0	0	0	0	0	0

$$(1*84) + (0*140) + (-1*0) + (1*212) + (0*211) + (-1*0) + (1*0) + (0*0) + (-1*0) + 0.1 = 296.1$$

*Gambar 16. perhitungan channel Red*

Setelah perhitungan diatas, maka akan didapatkan hasil seperti pada gamabr 17 di bawah ini :

-325.9	57.1	-56.9	322.1
-422.9	128.1	-99.9	406.1
-411.9	134.1	-96.9	391.1
-314.9	83.1	-35.9	296.1

*Gambar 17. Hasil Perhitungan Channel Red.*

Untuk perhitungan chanel green dan blue juga menggunakan tahapan yang sama dengan channel Red. Setelah perhitungan untuk masing-masing chanel maka akan didapatkan nilai seperti pada gambar 18 di bawah:

### Channel Red

-325.9	57.1	-56.9	322.1
-422.9	128.1	-99.9	406.1
-411.9	134.1	-96.9	391.1
-314.9	83.1	-35.9	296.1

### Channel Green

-360.9	49.1	-39.9	354.1
-490.9	107.1	-64.9	473.1
-479.9	110.1	-63.9	461.1
-348.9	68.1	-19.9	334.1

### Channel Blue

-314.9	59.1	-73.9	315.1
-390.9	138.1	-125.9	377.1
-383.9	138.1	-126.9	369.1
-306.9	87.1	-49.9	290.1

*Gambar 18. hasil perhitungan nilai convolusi channel Red, Green, Blue*

Dengan Menggunakan Fungsi Aktivasi ReLU Maka nilai negatif yang dihasilkan akan berubah menjadi 0 seperti pada gambar 19 hasil aktivasi ReLU dibawah:

HASIL KONVOLUSI R + RELU			
0	57.1	0	322.1
0	128.1	0	406.1
0	134.1	0	391.1
0	83.1	0	296.1
HASIL KONVOLUSI G + RELU			
0	49.1	0	354.1
0	107.1	0	473.1
0	110.1	0	461.1
0	68.1	0	334.1
HASIL KONVOLUSI B + RELU			
0	59.1	0	315.1
0	138.1	0	377.1
0	138.1	0	369.1
0	87.1	0	290.1

*Gambar 19. nilai channel setelah ReLU*

Pada tahap ini dilakukan pengambilan nilai patch dari citra input. Patch yang diambil berukuran  $3 \times 3$  sesuai dengan ukuran kernel. Gambar 20 berikut memperlihatkan contoh patch yang diekstrak dari citra dan dipisahkan berdasarkan kanal warna R, G, dan B yang diambil menghasilkan susunan nilai berikut:

NILAI PATCH CITRA RED			
233	229	227	225.1
146	97	95	158.1
155	97	84	140.1
224.1	218.1	212.1	211.1
NILAI PATCH CITRA GREEN			
234	230	227	226.1
169	131	127	175.1
177	130	119	155.1
225.1	219.1	215.1	214.1
NILAI PATCH CITRA BLUE			
244	238	236	235.1
130	77	79	154.1
141	76	62	128.1
236.1	231.1	228.1	229.1

Gambar 20. Nilai Patch RGB

Nilai patch inilah yang kemudian digunakan dalam proses konvolusi, yaitu setiap elemen dikalikan dengan bobot kernel lalu dijumlahkan untuk menghasilkan feature map.

Feature map berukuran  $2 \times 2 \times 3$  yang diperoleh dari hasil konvolusi pada tiga patch sebelumnya menghasilkan nilai seperti gambar 21 ini:

FEATUR MAP 2X2X3 GABUNGAN 3 PATCH					
	233		234		244
✓	227	✓	227	✓	236
	224.1		225.1		236.1
	212.1		215.1		229.1

Gambar 21. Nilai Featur Map  $2 \times 2 \times 3$

b. *Flatten*

Feature map yang telah terbentuk kemudian melalui proses flatten, yaitu mengubah matriks berdimensi  $2 \times 2 \times 3$  menjadi vektor satu dimensi. Hasil flattening menghasilkan urutan nilai sebagai berikut:

233, 227, 224.1, 212.1, 234, 227, 225.1, 215.1, 244, 236, 236.1, 229.1.

c. Fully Connected Layer (FC Layer)

Pada tahap ini, vektor hasil flatten dimasukkan ke dalam *fully connected layer*. Setiap nilai hasil flatten ( $x_i$ ) akan dikalikan dengan bobot ( $w_i$ ) pada tiap neuron dan kemudian dijumlahkan dengan bias ( $b$ ). Proses ini menghasilkan nilai logits ( $z$ ) yang menjadi representasi awal dari kelas yang diprediksi.

Dengan demikian, seluruh nilai flatten akan berkontribusi dalam menentukan nilai logits untuk setiap kelas. Logits ini masih berupa bilangan real, sehingga perlu diproses lebih lanjut untuk mendapatkan probabilitas.

d. Dense Layer

Setelah diperoleh nilai logits, langkah berikutnya adalah mengubahnya menjadi distribusi probabilitas menggunakan fungsi aktivasi Softmax. Hasil dari fungsi Softmax berupa nilai probabilitas antara 0 hingga 1 yang jika dijumlahkan akan menghasilkan 1. Probabilitas tertinggi menunjukkan kelas yang dipilih sebagai hasil prediksi akhir.

## 5. Evaluasi Model

Setelah model klasifikasi selesai di latih, evaaluasi kinerja dilakukan untuk mengukur seberapa baik model dapat memprediksi kelas pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi ini menggunakan metrik-metrik evaluasi seperti *confusion matrix* dan metrik *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

### a. *Confusion matrix*

Confusion matrix pada gambar di bawah ini menunjukkan performa model klasifikasi pada data uji (*test data*) dengan 11 kelas, yaitu 10 jenis daun yang terbagi menjadi 2 (herbal dan non-herbal) dan 1 kelas (tidak teridentifikasi). Matriks ini memetakan prediksi model (kolom) terhadap label sebenarnya (baris). Dari visualisasi ini, dapat dilihat bahwa sebagian besar sampel diklasifikasikan dengan benar diperlihatkan dengan nilai diagonal yang berwarna lebih gelap yang menandakan akurasi prediksi yang sangat baik.

Dalam Gambar 14 dijelaskan kelas daun kentang sebanyak 79 sampel diprediksi benar, hanya 1 sampel yang salah klasifikasi ke kelas lain. Beberapa kelas memiliki sedikit kesalahan prediksi, namun jumlahnya sangat kecil dibandingkan jumlah sampel yang benar, dapat dilihat pada confusion matrix pada gambar dibawah.



Gambar 22. confusion matrix

b. Hasil Prediksi Perkelas

Tabel 4 menampilkan precision, recall, dan f1-score untuk masing-masing kelas. Sebagian besar kelas memperoleh nilai precision dan recall mencapai nilai sempurna (1,00).

*Tabel 3. hasil\_Prediksi\_perkelas*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Daun Syngonium	1.00	1.00	1.00	80
Daun jambu Biji	1.00	1.00	1.00	80
Daun kentang	1.00	0.99	0.99	80
Daun Kersen	1.00	1.00	1.00	80
Daun Kumis Kucing	1.00	1.00	1.00	80
Daun Mangga	1.00	1.00	1.00	80
Daun Rezeki Putih	1.00	1.00	1.00	80
Daun Ruskus	1.00	1.00	1.00	80
Daun Sirih	1.00	1.00	1.00	80
DaunSirsak	0.99	1.00	0.99	80
Tidak Teridentifikasi	1.00	1.00	1.00	80
Accurasy			1.00	880
Macro Avg	1.00	1.00	1.00	880
Weighted Avg	1.00	1.00	1.00	880

Berdasarkan hasil perhitungan, akurasi keseluruhan model pada data uji mencapai 99,89% yang menunjukkan performa yang sangat baik dalam membedakan tiap kelas daun.



c. Analisis Per Kelas

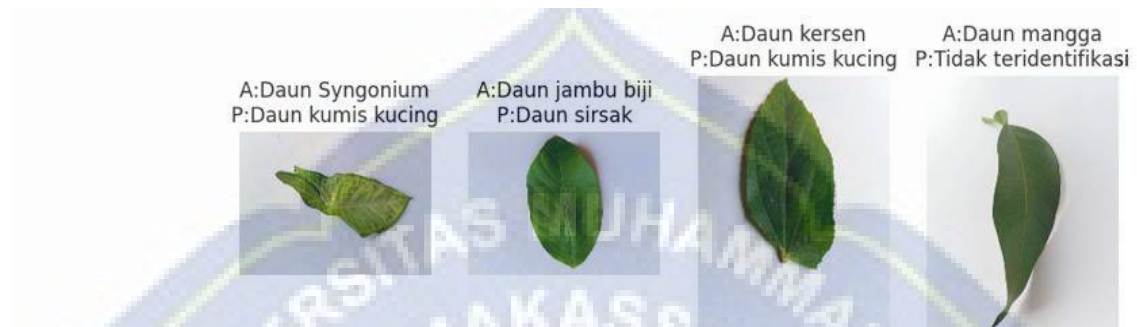
Tabel 5 memperlihatkan jumlah data uji, prediksi benar, prediksi salah, serta akurasi per kelas. Hampir semua kelas mencapai akurasi sempurna (100%), kecuali Daun Kentang yang memperoleh akurasi 98,75% dengan satu data yang salah diklasifikasikan. Hal ini mengindikasikan bahwa model sangat baik dalam mengenali hampir seluruh jenis daun, dengan hanya sedikit kesalahan pada kelas tertentu.

*Tabel 4 Analisis per kelas*

No	Kelas	Jumlah Data	Benar	Salah	Akurasi PerKelas (%)
1	Syngonium	80	80	0	100.00
2	jambu Biji	80	80	0	100.00
3	kentang	80	79	1	98.75
4	Kersen	80	80	0	100.00
5	Kumis Kucing	80	80	0	100.00
6	Mangga	80	80	0	100.00
7	Rezeki Putih	80	80	0	100.00
8	Ruskus	80	80	0	100.00
9	Sirih	80	80	0	100.00
10	Sirsak	80	80	0	100.00
11	Tidak Teridentifikasi	80	80	0	100.00

a. Contoh salah prediksi

Beberapa contoh kesalahan prediksi ditunjukkan pada gambar 5. terlihat bahwa beberapa daun dengan bentuk atau warna yang mirip dapat menyebabkan model memberikan label yang salah.



Gambar 23. Daun Salah Prediksi

b. Perhitungan evaluasi

Untuk memahami cara kerja metrik evaluasi, dilakukan perhitungan manual menggunakan 1 contoh baris *confusion matrix*, yaitu kelas Daun Syngonium.

1) Contoh perhitungan manual (kelas: Daun Syngonium)

Dari confusion matrix:

- a) *True Positive (TP)* = 80 (prediksi benar sebagai Daun Syngonium)
- b) *True Negatif (TN)* = 0 (tidak ada kelas lain yang salah di prediksi sebagai daun Syngonium)
- c) *False Positive (FP)* = 0 (tidak ada kelas lain yang diprediksi sebagai Daun Syngonium)
- d) *False Negative (FN)* = 10 (Tidak data Daun Syngonium diprediksi sebagai kelas lain)

Rumus perhitungan:

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{80}{80 + 0} = 1.00$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{80}{80 + 0} = 1.00$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} = 2 \times \frac{1.00 \times 1.00}{1.00 + 1.00} = 1.00$$

$$Akurasi = \frac{Total\ prediksi\ benar}{Total\ data} = \frac{80}{80} = 1.00 \text{ Atau } 100\%$$

## 2) Hasil perhitungan semua kelas

Untuk memperoleh gambaran lebih detail mengenai performa model pada masing-masing kelas, dilakukan perhitungan manual metrik evaluasi berdasarkan confusion matrix. Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 6, yang memuat nilai TP, FP, FN, Precision, Recall, F1-Score, serta Akurasi per kelas.

*Tabel 5. perhitungan semua kelas*

Kelas	TP	FP	FN	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
Daun Syngonium	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Daun Jambu Biji	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Daun Kentang	79	0	1	1.000	0.988	0.994	0.988
Daun Kersen	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Daun Kumis Kucing	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Daun Mangga	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Daun Rezeki Putih	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000

Daun Ruskus	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Daun Sirih	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Daun Sirsak	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000
Tidak Teridentifikasi	80	0	0	1.000	1.000	1.000	1.000

Nilai Akurasi pada tabel di atas menunjukkan akurasi per kelas (*class-wise accuracy*), yaitu perhitungan akurasi untuk masing-masing kelas dengan pendekatan *one-vs-all*. Pada perhitungan ini, *True Negative (TN)* tidak ditampilkan di tabel, tetapi tetap digunakan dalam rumus:

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

Nilai TN dihitung dari jumlah citra seluruh kelas lain yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai bukan kelas yang sedang dihitung. Karena jumlah TN jauh lebih besar dibandingkan FP dan FN, maka nilai akurasi per kelas cenderung sangat tinggi (mendekati 1).

### 3) Akurasi Keseluruhan (*Overall Accuracy*)

Akurasi keseluruhan adalah proporsi total prediksi yang benar dari semua kelas terhadap total prediksi yang dilakukan model, dengan rumus:

$$Akurasi\ Keseluruhan = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Berdasarkan hasil pengujian pada penelitian ini, diperoleh:

a) Total  $TP + TN = 879$

b) Total  $FP + FN = 1$

Sehingga:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{879}{879 + 1} = \frac{879}{880} = 998 \text{ atau } 99,88\%$$

Nilai ini menunjukkan bahwa 99,88% prediksi model pada data uji adalah benar, sehingga model memiliki kinerja yang sangat baik untuk klasifikasi citra daun tanaman herbal dan non-herbal.

## 6. Implementasi Model Ke Dalam Aplikasi Berbasis Web

Pada tahap ini, model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah melalui proses pelatihan diimplementasikan ke dalam sebuah antarmuka aplikasi berbasis web. Implementasi ini bertujuan untuk mempermudah pengguna dalam melakukan klasifikasi citra daun secara interaktif melalui peramban web. Aplikasi web ini dikembangkan dengan menggunakan React untuk *frontend* dan Flask untuk *backend*.

### a. Arsitektur Aplikasi Web

Arsitektur sistem pada aplikasi web ini dirancang dengan memisahkan antara sisi klien (*frontend*) dan sisi server (*backend*) untuk memastikan skalabilitas dan kemudahan pemeliharaan. Komponen utama arsitektur ini diuraikan sebagai berikut:

#### 1) Backend (Flask Python)

- a) Berperan sebagai *Application Programming Interface* (API) yang menangani logika utama pada sisi server.
- b) Memuat model klasifikasi daun format *.keras* (hasil pelatihan arsitektur *ResNet152V2*) ke dalam memori pada saat inisialisasi server untuk efisiensi pemrosesan.
- c) Menyediakan *endpoint* API pada *route* */predict* untuk menerima data citra yang dikirim oleh *frontend*.
- d) Melakukan seluruh proses pra-pemrosesan citra, menjalankan inferensi model untuk prediksi, dan menyusun hasil prediksi ke dalam format JSON.
- e) Mengimplementasikan *Cross-Origin Resource Sharing* (CORS) untuk memberikan izin akses kepada *frontend* React agar dapat berkomunikasi dengan server.

## 2) Frontend (React)

- a) Menyediakan antarmuka pengguna (UI) yang interaktif untuk memungkinkan pengguna mengunggah citra daun.
- b) Mengirimkan data citra ke backend melalui metode request POST ke *endpoint* /predict menggunakan *fetch API*.
- c) Menerima dan menampilkan hasil prediksi yang dikirim oleh backend secara dinamis kepada pengguna. Informasi yang ditampilkan mencakup nama daun, kategori tanaman (Herbal/Non-Herbal/Tidak Teridentifikasi), tingkat kepercayaan (*confidence*) dalam persentase, serta pratinjau citra yang diunggah.

## 3) Model

- a) Menggunakan file `model_resnet152v2_herbal.keras` yang merupakan artefak hasil dari tahap pelatihan model dengan arsitektur ResNet152V2.

## 4) Library pendukung

- a) TensorFlow: Digunakan pada backend untuk memuat model .keras dan melakukan proses prediksi.
- b) Pillow (PIL): Berfungsi untuk memanipulasi dan memproses objek citra.
- c) NumPy: Dimanfaatkan untuk operasi komputasi numerik, terutama dalam manipulasi *array* citra.
- d) Base64: Digunakan untuk mengkodekan citra yang telah diunggah agar dapat dikirim kembali dan ditampilkan pada *frontend*.
- e) Flask-CORS: Pustaka yang memfasilitasi manajemen kebijakan CORS pada server Flask.



#### b. Alur Kerja Sistem

Alur kerja sistem dirancang untuk memberikan pengalaman pengguna yang sederhana dan intuitif, mulai dari pengunggahan citra hingga penampilan hasil. Berikut adalah tahapan alur kerja sistem secara sistematis:

- a) Pengguna mengakses halaman utama aplikasi yang dibangun menggunakan React.
- b) Pengguna memilih dan mengunggah sebuah file citra daun melalui formulir yang tersedia pada antarmuka.
- c) Setelah citra dipilih, frontend React mengirimkan data citra tersebut ke backend Flask melalui request POST asinkron ke endpoint /predict.
- d) Backend menerima request dan melakukan serangkaian proses berikut:
  - a) Membaca file citra yang diterima.
  - b) Melakukan pra-pemrosesan citra yang mencakup perubahan ukuran (resize) menjadi 224x224 piksel, normalisasi nilai piksel ke rentang 0 hingga 1, dan penambahan dimensi batch.
  - c) Memasukkan citra yang telah diproses ke dalam model .keras untuk melakukan prediksi.
  - d) Menginterpretasikan hasil prediksi untuk menentukan nama kelas daun, kategori tanaman (Herbal/Non-Herbal/Tidak Teridentifikasi) berdasarkan pemetaan yang telah didefinisikan, serta persentase keyakinan (confidence score).
- e) Backend mengirimkan kembali hasil prediksi yang telah diformat dalam bentuk JSON, beserta data citra dalam format Base64.
- f) Frontend React menerima respons JSON tersebut dan menampilkannya secara dinamis pada antarmuka pengguna.

c. Integrasi Model Keras

Untuk optimalisasi performa, model Keras diintegrasikan dengan strategi pemuatan tunggal. Model dimuat ke dalam memori hanya satu kali, yaitu pada saat server Flask pertama kali dijalankan. Dengan demikian, setiap request prediksi yang masuk akan dilayani oleh instans model yang sama tanpa perlu melakukan proses pemuatan ulang, sehingga mengurangi latensi dan penggunaan sumber daya komputasi.

d. Sturktur Program Utama

Struktur kode program dipisahkan berdasarkan fungsinya untuk menjaga keterbacaan dan modularitas.

1) Backend (Flask)

- a) Fungsi `preprocess_image()`: Bertanggung jawab untuk mengubah citra masukan menjadi *array* NumPy dengan dimensi yang sesuai (224x224 piksel), melakukan normalisasi, dan menambahkan dimensi *batch*.
- b) Route `/predict`: Berfungsi sebagai *endpoint* API utama yang menerima unggahan file, memanggil fungsi pra-pemrosesan, mengeksekusi prediksi model, mengolah hasil, dan mengembalikannya dalam format JSON.

2) Frontend (React)

- a) Komponen Input File: Menyediakan elemen HTML untuk pengguna memilih file citra dari perangkat lokal.
- b) Tombol Submit: Memicu fungsi untuk mengirim request ke backend saat diklik.
- c) Area Tampilan Hasil: Komponen dinamis yang berfungsi untuk menampilkan informasi prediksi dan pratinjau citra setelah respons dari backend diterima.

e. Desain Antarmuka Pengguna

Antarmuka web dirancang dengan fokus pada kemudahan penggunaan dan fungsionalitas. Elemen-elemen utama pada antarmuka adalah sebagai berikut:

- 1) Formulir Unggah: Terdiri dari tombol "Pilih Gambar" yang memungkinkan pengguna memilih citra dari penyimpanan lokal.
- 2) Area Hasil Prediksi: Sebuah bagian khusus yang secara dinamis akan menampilkan informasi berikut setelah proses prediksi selesai:
  - a) Nama daun yang terdeteksi.
  - b) Kategori tanaman (Herbal / Non-Herbal / Tidak Teridentifikasi).
  - c) Persentase keyakinan model terhadap hasil prediksi.
  - d) Pratinjau (preview) dari citra yang telah diunggah pengguna.



*Gambar 24. halaman input gambar*

*Gambar 25. halaman tampilan hasil klasifikasi*

Untuk memastikan aplikasi web yang dibangun dapat berjalan sesuai dengan fungsinya, dilakukan pengujian sistem pada website. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah setiap fitur yang ada berfungsi dengan baik serta menilai tingkat keberhasilan sistem dalam melakukan klasifikasi citra daun. Hasil pengujian website disajikan dalam tabel berikut.

*Tabel 6 Hasil Pengujian Website*

No	Daun Inputan	Prediksi	Akurasi	Benar/Salah
1	Daun Jambu Biji	Daun Jambu Biji	99,41%	Benar
2	Daun Kentang	Daun Kentang	99,98%	Benar
3	Daun Kentang	Daun Kentang	99,94%	Benar
4	Daun Kersen	Daun Kersen	89,49%	Benar
5	Daun Kersen	Daun Kersen	58,14%	Benar
6	Daun Kumis Kucing	Daun Kumis Kucing	98,57%	Benar
7	Daun Kumis Kucing	Daun Kumis Kucing	61,65%	Benar
8	Daun Mangga	Daun Mangga	99,91%	Benar
9	Daun Mangga	Daun Mangga	99,67%	Benar
10	Daun Rezeki Putih	Daun Rezeki Putih	90,65%	Benar
11	Daun Rezeki Putih	Daun Rezeki Putih	99,95%	Benar
12	Daun Ruskus	Daun Ruskus	99,98%	Benar
13	Daun Ruskus	Daun Ruskus	99,96%	Benar
14	Daun Sirih	Daun Sirih	99,96%	Benar
15	Daun Sirih	Daun Sirih	99,69%	Benar
16	Daun Sirsak	Daun Jambu Biji	79,39%	Salah
17	Daun Sirsak	Daun Sirsak	97,94%	Benar
18	Daun Syngonium	Daun Syngonium	99,98%	Benar
19	Daun Syngonium	Daun Syngonium	99,97%	Benar
20	Tidak Teridentifikasi	Tidak Teridentifikasi	99,93%	Benar

Berdasarkan tabel hasil pengujian di atas, dapat dilihat bahwa sistem website mampu melakukan klasifikasi citra daun dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi pada hampir semua kelas, dengan sebagian besar prediksi menunjukkan nilai akurasi di atas 95%. Hal ini membuktikan bahwa integrasi model ResNet152V2 ke dalam aplikasi web berjalan dengan baik dan memberikan hasil yang konsisten. Meskipun demikian, terdapat satu kasus salah klasifikasi pada daun sirsak yang diprediksi sebagai daun jambu biji dengan akurasi 79,39%. Kesalahan ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan morfologi daun serta faktor pencahayaan atau sudut pengambilan gambar. Namun secara keseluruhan, tingkat keberhasilan sistem tergolong sangat baik, dengan mayoritas prediksi benar dan sesuai dengan kelas yang diinputkan.

#### 6. Pembahasan dan hasil

##### a. Kinerja Model terhadap Dataset

Model ResNet152V2 yang dilatih menunjukkan kinerja yang sangat baik pada dataset daun herbal dan non-herbal. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan data uji, nilai akurasi keseluruhan mencapai sekitar 99,11%. Hasil confusion matrix menunjukkan sebagian besar kelas dapat dikenali dengan baik, meskipun terdapat beberapa kelas yang sering tertukar, seperti Daun Mangga yang terkadang terklasifikasi sebagai Daun Kentang, dan Daun Ruskus yang kadang terklasifikasi sebagai Daun Rezeki Putih.

##### b. Kelebihan Model

- 1) *Arsitektur Deep Learning* yang kuat: *ResNet152V2* memiliki *residual connection* yang mampu mengurangi masalah *vanishing gradient* sehingga dapat mempelajari fitur lebih kompleks.
- 2) Akurasi tinggi pada sebagian besar kelas, khususnya daun yang memiliki bentuk dan tekstur unik seperti Daun Sirih dan Daun Kumis Kucing.
- 3) Kemampuan generalisasi yang baik meskipun latar belakang gambar bervariasi.

- 4) Integrasi mudah ke aplikasi web, memungkinkan penggunaan model langsung oleh pengguna tanpa memerlukan instalasi aplikasi lokal.

c. Kendala Selama Pengujian

- 1) Keterbatasan jumlah data pada beberapa kelas menyebabkan model kurang optimal dalam mengenali kelas tersebut.
- 2) Kemiripan visual antar daun (misalnya daun berwarna hijau dengan bentuk lonjong) membuat model kesulitan membedakan kelas tertentu.
- 3) Proses pelatihan membutuhkan sumber daya tinggi, terutama waktu komputasi dan penggunaan GPU.
- 4) Tidak dilakukan pengujian dengan data lapangan secara langsung, sehingga performa di kondisi nyata belum sepenuhnya teruji.

d. Potensi Pengembangan ke Aplikasi Nyata

- 1) Penggunaan di bidang pertanian dan herbal untuk membantu identifikasi tanaman secara cepat menggunakan kamera smartphone.
- 2) Penambahan fitur geolokasi untuk melacak persebaran tanaman tertentu.
- 3) Pengembangan model lightweight seperti MobileNetV3 agar dapat berjalan di perangkat dengan spesifikasi rendah.
- 4) Pengayaan dataset dengan variasi kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang yang beragam.



## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **A. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Model CNN dengan arsitektur ResNet152V2 berhasil diimplementasikan menggunakan pendekatan *Transfer Learning* untuk mengidentifikasi jenis tanaman herbal lokal dari citra daun. Model ini diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis Flask yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar dan memperoleh hasil klasifikasi beserta kategori tanaman (Herbal, Non-Herbal, atau Tidak Teridentifikasi) secara cepat dan praktis.
2. Model menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi keseluruhan 99,89% pada data uji, serta nilai presisi, recall, dan F1-score rata-rata yang tinggi. Meski demikian, masih terdapat kesalahan prediksi pada beberapa kelas yang memiliki kemiripan visual, terutama karena faktor morfologi daun dan pencahayaan.

#### **B. Saran**

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penulis memberikan beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut:

1. Menambah variasi data latih, termasuk kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang berbeda untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.
2. Menguji model dengan data lapangan agar performa di kondisi nyata dapat terukur lebih akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anggreni, N. N. D. (2024). Menggali Manfaat Daun Jambu Biji dalam Pengembangan Produk VALENUT PUDDING. *Jakadara: Jurnal Ekonomika, Bisnis, Dan Humaniora*, 3(2), 23–28. <https://doi.org/10.36002/jd.v3i2.3216>
- Area, U. M. (2024). *ANALISIS MODEL ARSITEKTUR RESNET DALAM FAKULTAS TEKNIK Diajukan Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh Gelar Sarjana di Fakultas Teknik Universitas Medan Area*.
- Arifin, A., Hendyli, J., & Herwindiati, D. E. (2021). Klasifikasi Tanaman Obat Herbal Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Computatio : Journal of Computer Science and Information Systems*, 5(1), 25. <https://doi.org/10.24912/computatio.v1i1.12811>
- Azhari, M., Situmorang, Z., & Rosnelly, R. (2021). Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 640. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2937>
- Dan, P. A. R., Dalam, A., & Penyakit, M. (2024). *Perbandingan arsitektur resnet152v2 dan alexnet dalam mendeteksi penyakit tanaman jagung menggunakan metode convolutional neural network berbasis web*.
- Fajar, Y. I., & Huda, U. N. (2025). Penerapan tensorflow dalam prediksi jenis kelamin dengan menggunakan algoritma cnn. 2(1), 122–129.
- Gunawan, R., Fathurrahman, R., Ismania, A., Widianingrum, S., Issandra, F., Abdurachman, A., Putra, Y. E., Informatika, T., Komputer, F. I., Riau, U. M., Riau, U. M., & Learning, T. (2025). *Jurnal Computer Science and Information Technology ( CoSciTech ) Pendekatan Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Citra dengan CNN Transfer Learning Approach for Eye Disease Classification Using Images with CNN InceptionV3*. 6(1), 60–67.
- Haq, J. Al. (2021). Klasifikasi cepat model xceptionnet dan ResNet-50 pada video

deepfake menggunakan local binary pattern. In *Repository.Uinjkt.Ac.Id*.  
<https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/58537>

Herdiansah, A., Borman, R. I., Nurnaningsih, D., Sinlae, A. A. J., & Al Hakim, R. (2022). Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(2), 388.  
<https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i2.4066>

Luthfi Bangun Permadi, M., & Gumilang, R. (2024). Penerapan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network) Untuk Deteksi Dan Klasifikasi Target Militer Berdasarkan Citra Satelit. *Jurnal Sosial Teknologi*, 4(2), 134–143.  
<https://doi.org/10.59188/jurnalsostech.v4i2.1138>

Marpaung, F., Aulia, F., & Nabila, R. C. (2022). *Computer Vision Dan Pengolahan Citra Digital*. [www.pustakaaksara.co.id](http://www.pustakaaksara.co.id)

Melati, P. (2020). *Penerapan K-Nearest Neighbor Pada Pengolahan Citra Digital Menggunakan Local Binary Pattern Untuk Klasifikasi Tanaman Herbal*.  
<http://repository.uin-suska.ac.id/29658/>

Mulia, D., Lestari, T. P., Saphira Adinda, N., Hasilolan, C. N., & Yasser, H. (2022). Pemanfaatan Daun Belimbing Wuluh Menjadi Teh Herbal Di Kelurahan Jagir. *Jurnal Abdimas Bela Negara*, 3(2), 2022.

Nasha Hikmatia A.E., & Zul, M. I. (2021). Aplikasi Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia menjadi Suara berbasis Android menggunakan Tensorflow. *Jurnal Komputer Terapan*, 7(1), 74–83. <https://doi.org/10.35143/jkt.v7i1.4629>

Nasution, A. A., Irawan, D., & Rizki, F. (2025). *Kinerja Model Transfer Learning dengan Arsitektur ResNet152v2 dalam Klasifikasi Penyakit Daun Pepaya*. 13(1), 48–58.

Ningrum, P. C., Rachmawati, A., Rejeki, S., & Khayati, N. (2024). Penurunan tekanan darah pada lansia dengan hipertensi menggunakan rebusan daun sirsak. *Ners Muda*, 5(1), 73. <https://doi.org/10.26714/nm.v5i1.13620>

- Nurdiansyah, N., Muliadi, M., Herteno, R., Kartini, D., & Budiman, I. (2024). Implementasi Metode Principal Component Analysis (Pca) Dan Modified K-Nearest Neighbor Pada Klasifikasi Citra Daun Tanaman Herbal. *Jurnal Mnemonic*, 7(1), 1–9. <https://doi.org/10.36040/mnemonic.v7i1.6664>
- Nurhikam, A. S., Agung, W. P., Rohman, S., & Saputra, I. M. (2024). Klasifikasi Tanaman Obat Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Backpropagation Neural Networks. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 8(1), 1. <https://doi.org/10.26798/jiko.v8i1.945>
- Pembangunan, U., Veteran, N., Timur, J., Madya, J. R., & Anyar, G. (2025). *PENERAPAN ARSITEKTUR CNN-EFFICIENTNETB2 DENGAN TRANSFER LEARNING PADA KLASIFIKASI GAMBAR TOKOH WAYANG KULIT*. 13(1).
- Rizvi, F. N., Novia Putri, M., Kurniawan, R., Karsih, O. R., Perairan, J. B., Perikanan, F., Kelautan, D., Abstrak, I. A., & Kunci, K. (2025). Agriculture and Biological Technology Manfaat Tanaman Daun Kumis Kucing (*Orthosiphon aristatus*): Studi Literatur. *Agriculture and Biological Technology*, 2(2), 52–55. <https://journal.stedca.com/index.php/agiotech/>
- Sadiyah, H. H., Cahyadi, A. I., & Windria, S. (2022). Kajian Daun Sirih Hijau (*Piper betle* L) Sebagai Antibakteri. *Jurnal Sain Veteriner*, 40(2), 128. <https://doi.org/10.22146/jsv.58745>
- Sujatmiko, B. M., Yudaningtias, E., & Mudji Raharjo, P. (2022). Convolution Neural Network Dengan Desain Jaringan Resnet Sebagai Metode Klasifikasi Tumor Kulit. *Jurnal Simantec*, 11(1), 53–64. <https://doi.org/10.21107/simantec.v11i1.14083>
- Tri Laksono Aditiya, Endryansyah, Wanarti Rusmamto Puput, & Syariffuddin Zuhrie Muhammad. (2022). Pengolahan Citra Digital Buah Murbei Dengan Algoritma LDA (Linear Discriminant Analysis). *Indonesian Journal of Engineering and Technology*, 4(2), 71–78. <https://journal.unesa.ac.id/index.php/inajet>

Usu, M., Pertenakan, F., & Cendana, U. N. (2025). *PEMANFAATAN TANAMAN HERBAL LOKAL SEBAGAI*. 02, 19–24.

Virdaus, N., Warasari, T., Najmi, L., Rizki, A. S., Dani, H. B., & Rahman, F. A. (2024). *Pemanfaatan Tanaman Herbal Sebagai Obat Tradisional Untuk Kesehatan Masyarakat Di Jempong Timur , Kecamatan Sekarbela , Kota Mataram ( Utilization of Herbal Plants as Traditional Medicine for Public Health in East Jempong , Sekarbela District , Mataram Ci. 1(1)*. <https://doi.org/10.71024/aksi.2024.v1i1.7>

Warsyena, R., & Wibisono. (2021). Nusantara Hasana Journal. *Nusantara Hasana Journal*, 1(7), 132–137.



## LAMPIRAN

### *Lampiran 1. Source Code*

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.applications import ResNet152V2
from tensorflow.keras.layers import GlobalAveragePooling2D, Dense,
Dropout
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping,
ModelCheckpoint
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import numpy as np
import pandas as pd
import os

# --- Parameter ---
img_size = 224
batch_size = 32
epochs = 30
data_dir = "dataset/semua" # ganti sesuai lokasi datasetmu

# --- Data Generator (Training + Validation) ---
train_datagen = tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest',
    validation_split=0.2
)

train_gen = train_datagen.flow_from_directory(
    data_dir,
    target_size=(img_size, img_size),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical',
```

```

        subset='training',
        shuffle=True
    )

    val_gen = train_datagen.flow_from_directory(
        data_dir,
        target_size=(img_size, img_size),
        batch_size=batch_size,
        class_mode='categorical',
        subset='validation',
        shuffle=False
    )

    # --- Bangun model ---
    base_model = ResNet152V2(weights='imagenet', include_top=False,
        input_shape=(img_size, img_size, 3))
    base_model.trainable = False # Transfer Learning (frozen base
    model)

    x = base_model.output
    x = GlobalAveragePooling2D()(x)
    x = Dropout(0.5)(x)
    output = Dense(train_gen.num_classes, activation='softmax')(x)

    model = Model(inputs=base_model.input, outputs=output)

    model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0001),
        loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

    # --- Tambahan: informasi model & dataset ---
    print("\n=== INFORMASI DATASET ===")
    print("Jumlah kelas:", train_gen.num_classes)
    print("Label kelas:", list(train_gen.class_indices.keys()))
    print("Jumlah data training:", train_gen.samples)
    print("Jumlah data validasi:", val_gen.samples)

    print("\n=== ARSITEKTUR MODEL RESNET152V2 ===")
    model.summary()

    # --- Callback ---
    early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=5,
        restore_best_weights=True)
    checkpoint = ModelCheckpoint("best_model.h5",
        monitor="val_accuracy", save_best_only=True, verbose=1)

```



```

# --- Training ---
history = model.fit(
    train_gen,
    epochs=epochs,
    validation_data=val_gen,
    callbacks=[early_stop, checkpoint]
)

# --- Evaluasi Model ---
print("\n=== EVALUASI MODEL ===")
val_loss, val_acc = model.evaluate(val_gen)
print(f"Akurasi Validasi: {val_acc*100:.2f}%")
print(f"Loss Validasi: {val_loss:.4f}")

# --- Prediksi ---
val_gen.reset()
preds = model.predict(val_gen)
y_pred = np.argmax(preds, axis=1)
y_true = val_gen.classes
labels = list(val_gen.class_indices.keys())

print("\n=== LAPORAN KLASIFIKASI ===")
print(classification_report(y_true, y_pred, target_names=labels))

# --- Confusion Matrix ---
cm = confusion_matrix(y_true, y_pred)
plt.figure(figsize=(8,6))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
    xticklabels=labels, yticklabels=labels)
plt.xlabel("Prediksi")
plt.ylabel("Aktual")
plt.title("Confusion Matrix")
plt.show()

# --- Tabel hasil benar & salah ---
correct = np.sum(y_pred == y_true)
incorrect = np.sum(y_pred != y_true)

hasil_df = pd.DataFrame({
    "Kelas": labels,
    "Jumlah Data": np.bincount(y_true, minlength=len(labels)),
    "Benar": np.bincount(y_true[y_pred == y_true],
        minlength=len(labels)),
    "Salah": np.bincount(y_true[y_pred != y_true],
        minlength=len(labels))
})

```

```

}))
hasil_df["Akurasi per Kelas (%)"] = (hasil_df["Benar"] /
hasil_df["Jumlah Data"] * 100).round(2)

print("\n=== HASIL PREDIKSI PER KELAS ===")
print(hasil_df)

# --- Grafik Akurasi & Loss ---
plt.figure(figsize=(12,5))

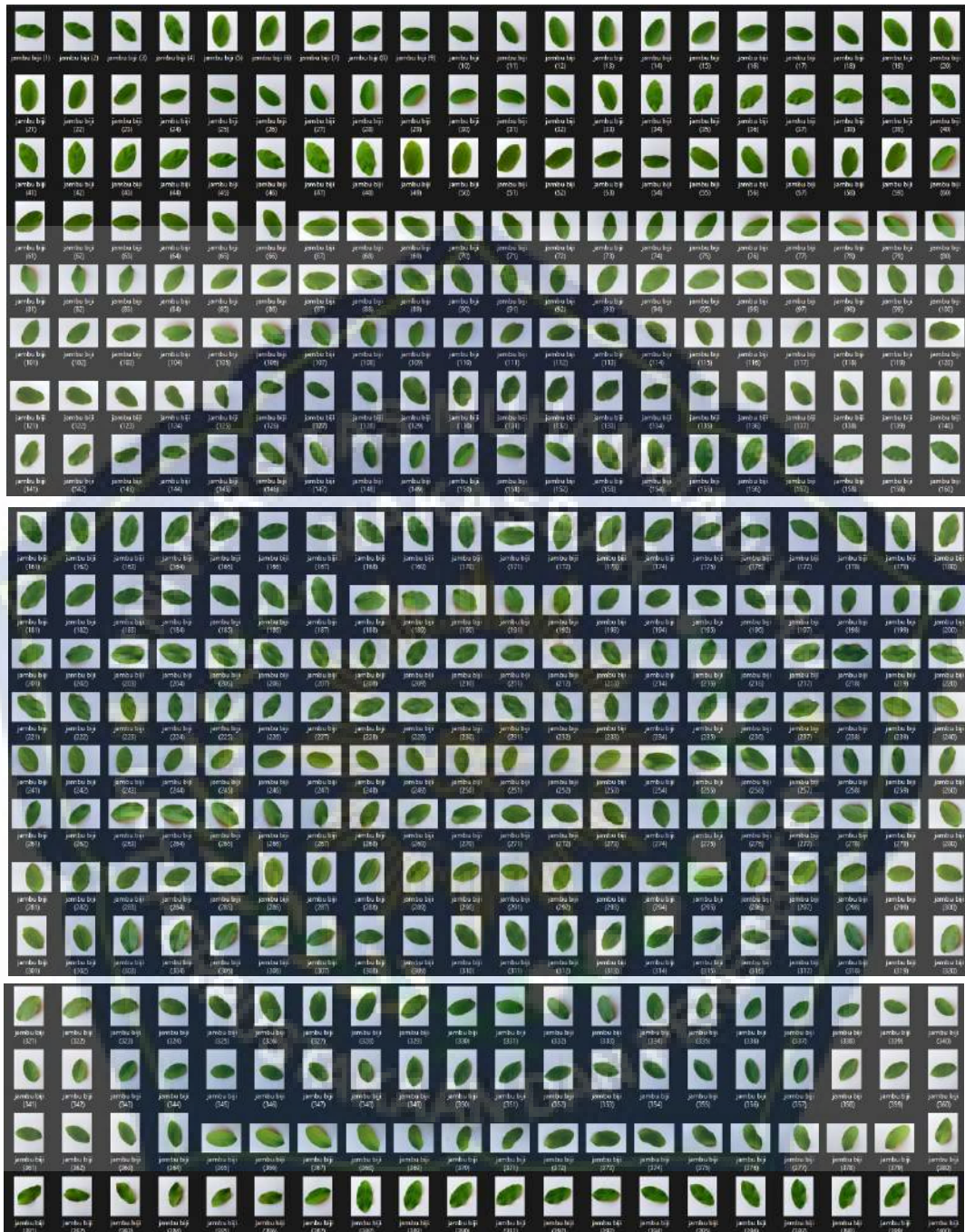
plt.subplot(1,2,1)
plt.plot(history.history['accuracy'], label='Train Acc')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Val Acc')
plt.title('Akurasi Training vs Validation')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Akurasi')
plt.legend()

plt.subplot(1,2,2)
plt.plot(history.history['loss'], label='Train Loss')
plt.plot(history.history['val_loss'], label='Val Loss')
plt.title('Loss Training vs Validation')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()

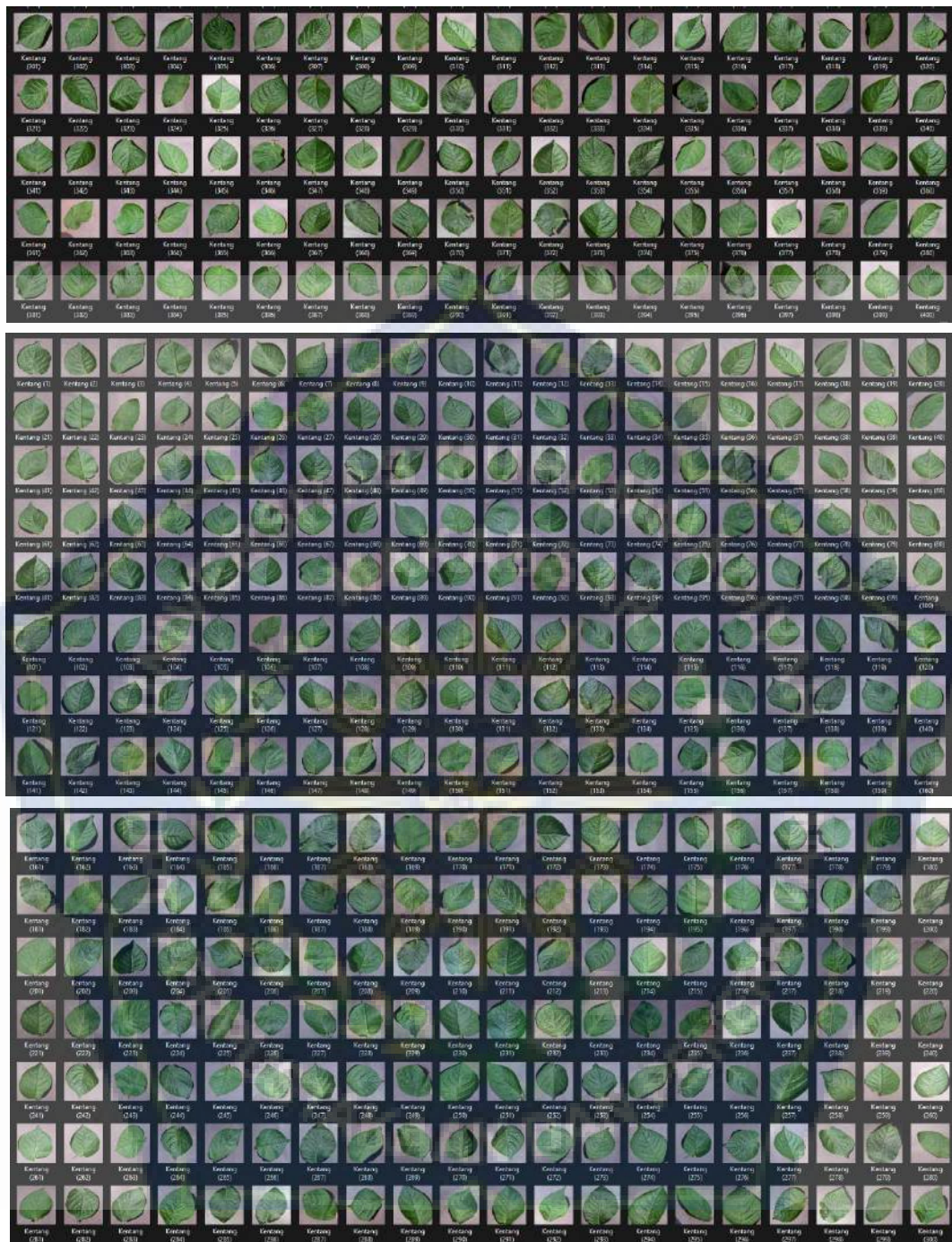
plt.show()

```

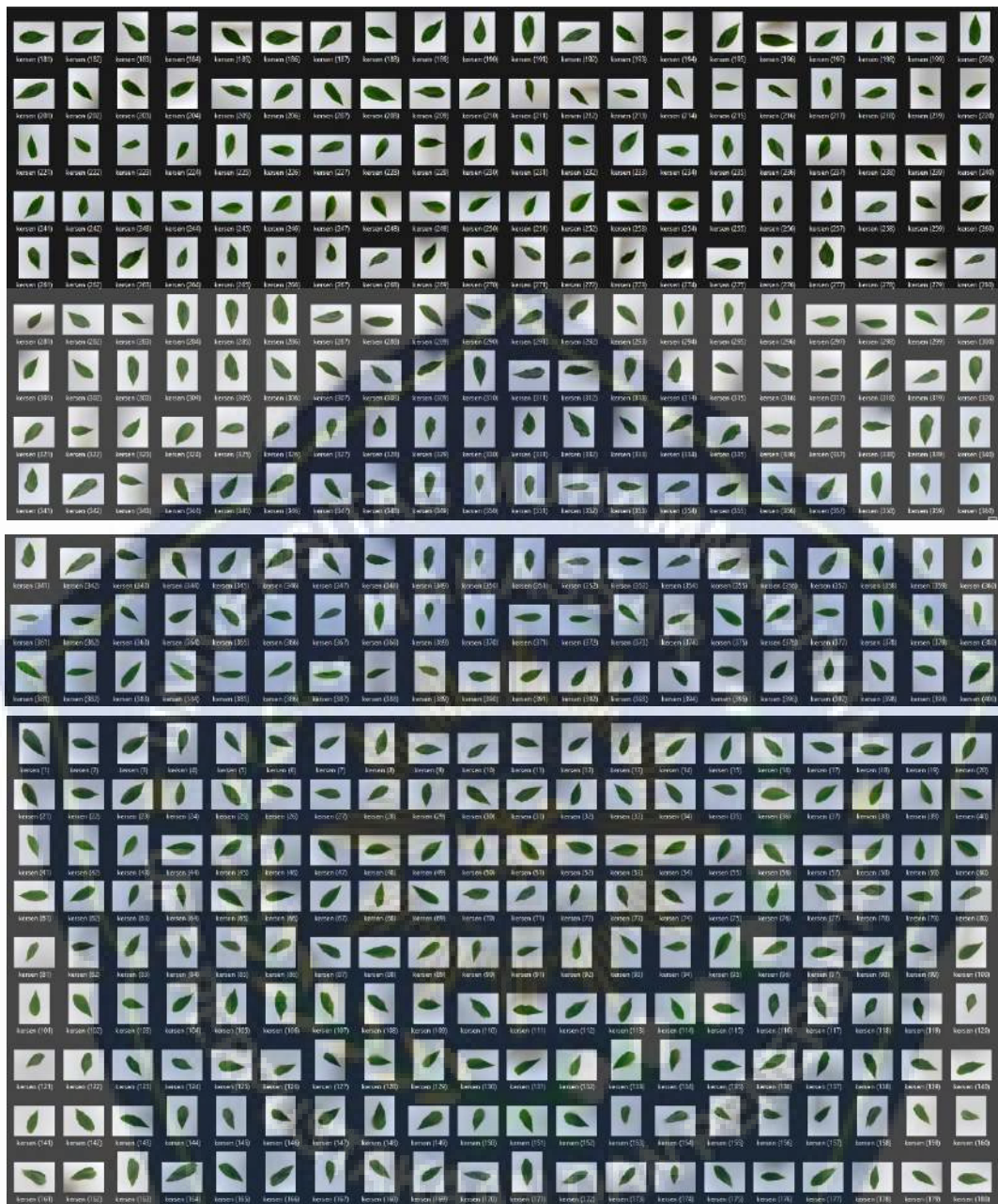
## Lampiran 2. Dataset Training dan Validasi





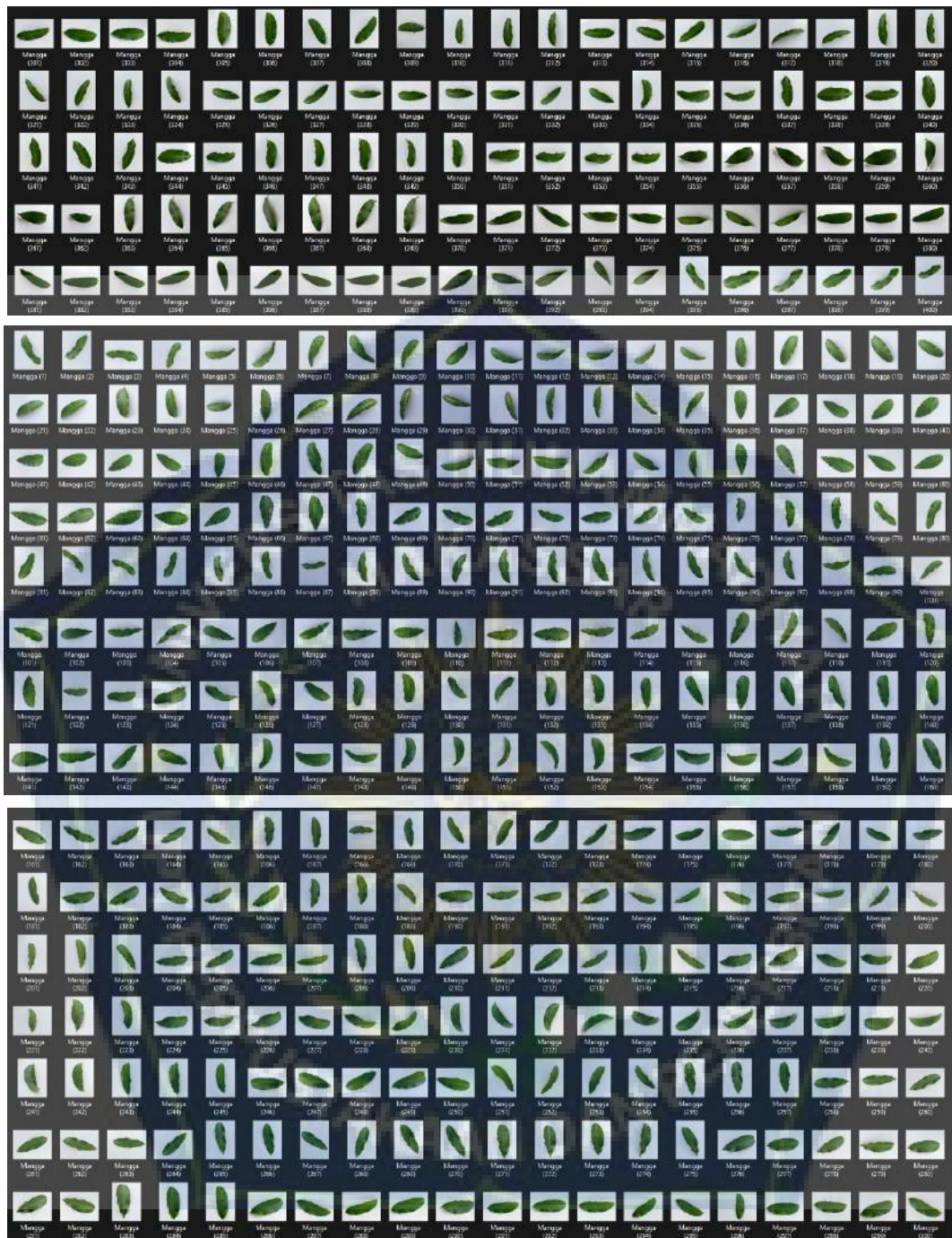






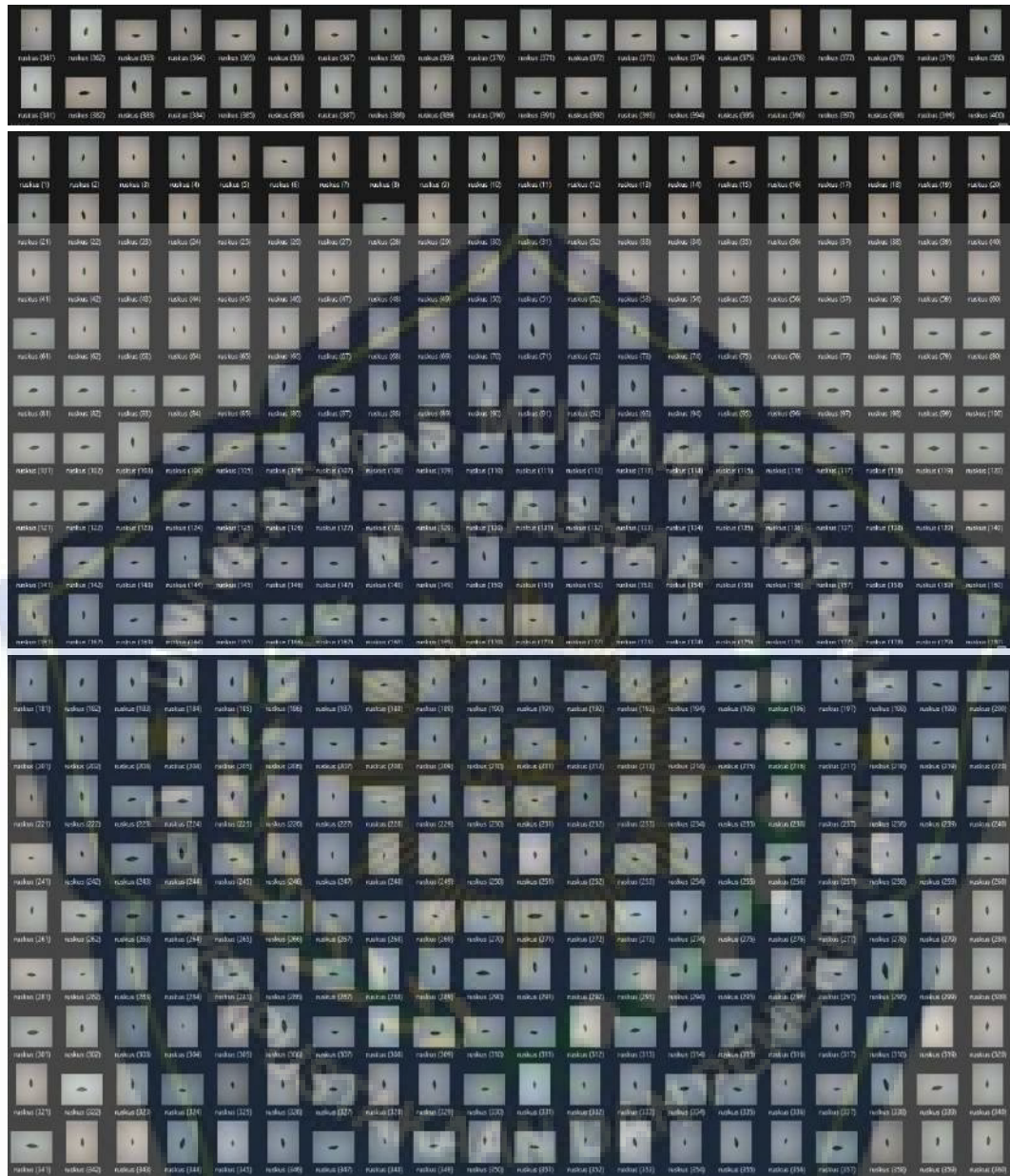




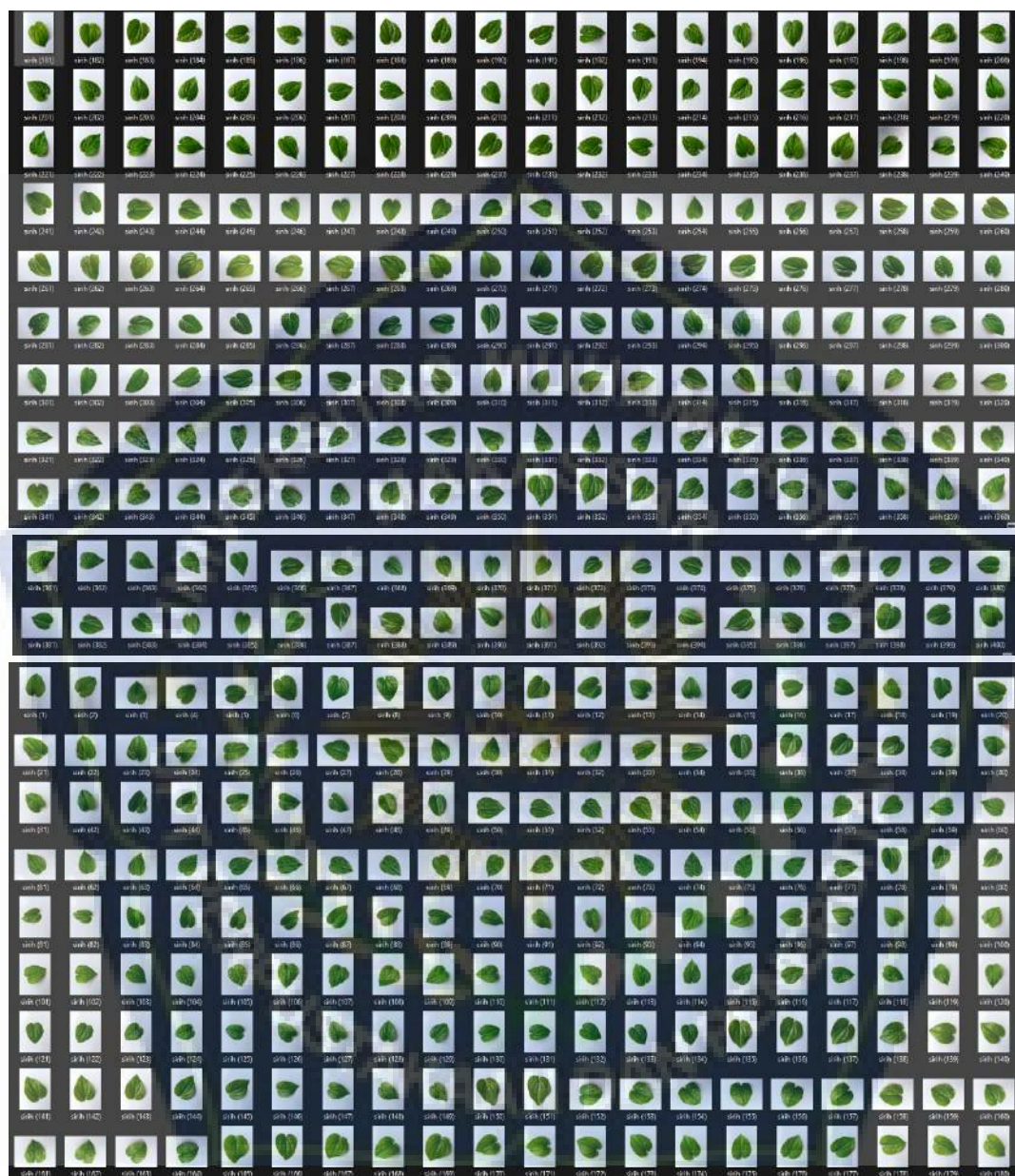


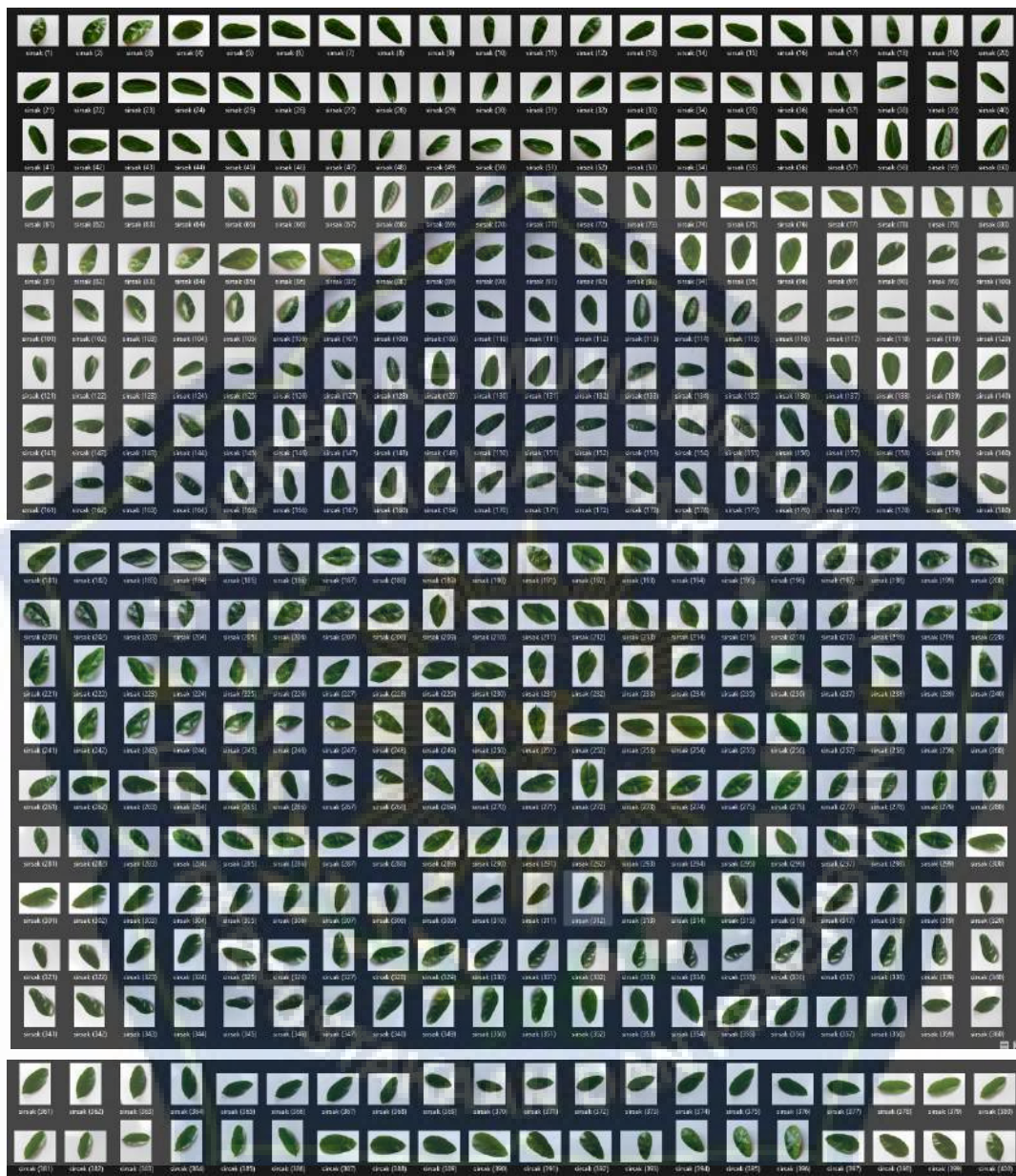




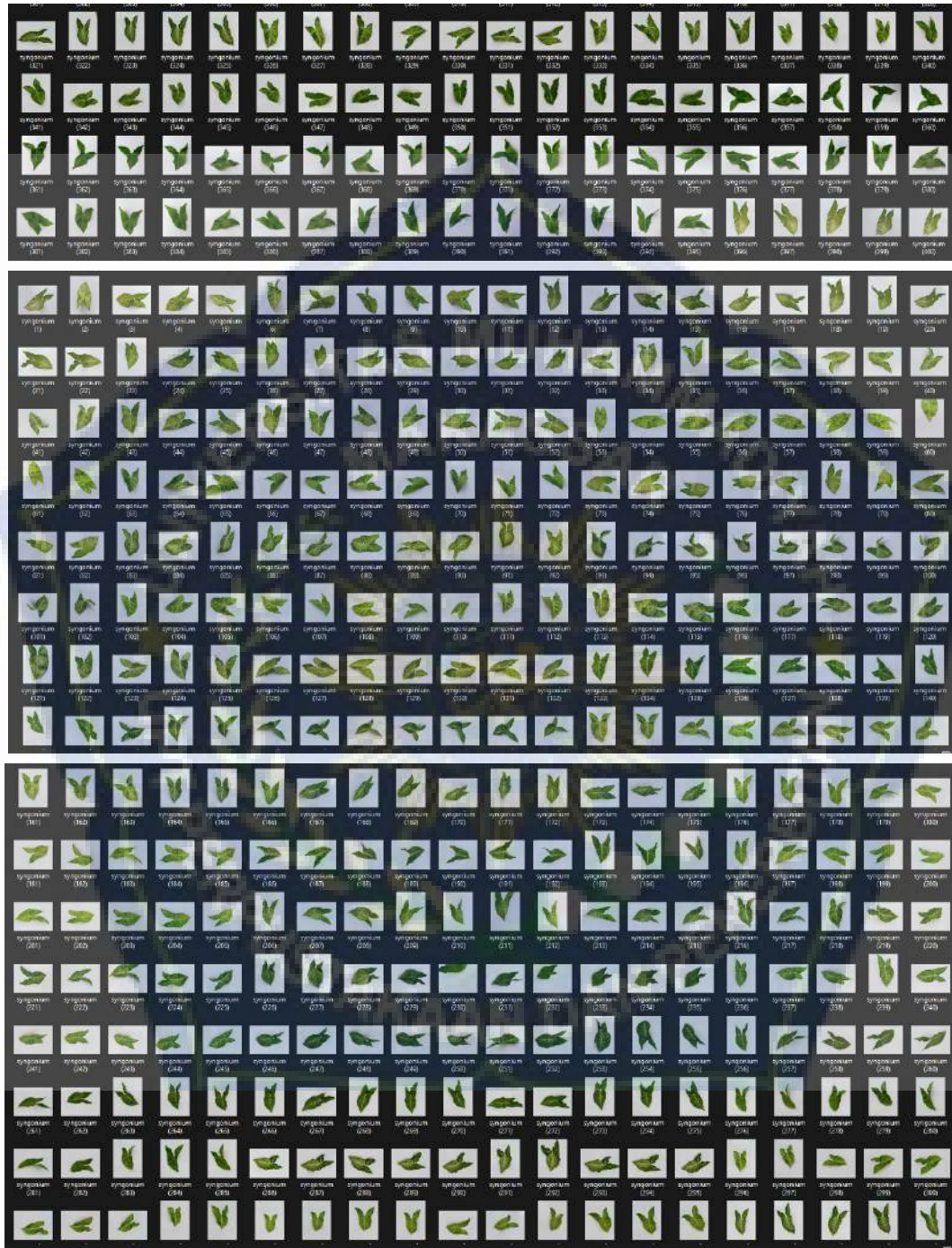














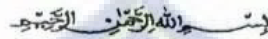


### Lampiran 3. Keterangan Bebas Plagiat



**MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR  
UPT PERPUSTAKAAN DAN PENERBITAN**

Alamat kantor: Jl.Sultan Alauddin NO.259 Makassar 90221 Tlp.(0411) 866972,881593, Fax.(0411) 865588



#### SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIAT

UPT Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar,  
Menerangkan bahwa mahasiswa yang tersebut namanya di bawah ini:

Nama : Arneta  
Nim : 105841104321  
Program Studi : Teknik Informatika

Dengan nilai:

No	Bab	Nilai	Ambang Batas
1	Bab 1	8%	10 %
2	Bab 2	10%	25 %
3	Bab 3	2%	10 %
4	Bab 4	3%	10 %
5	Bab 5	5%	5 %

Dinyatakan telah lulus cek plagiat yang diadakan oleh UPT- Perpustakaan dan Penerbitan  
Universitas Muhammadiyah Makassar Menggunakan Aplikasi Turnitin.

Demikian surat keterangan ini diberikan kepada yang bersangkutan untuk dipergunakan  
seperlunya.

Makassar, 27 Agustus 2025

Mengetahui,

Kepala UPT- Perpustakaan dan Penerbitan,



Nursinah, S.Pd., M.I.P  
NBM. 964 591

Jl. Sultan Alauddin no 259 makassar 90222  
Telepon (0411)866972,881 593,fax (0411)865 588  
Website: [www.library.unismuh.ac.id](http://www.library.unismuh.ac.id)  
E-mail : [perpustakaan@unismuh.ac.id](mailto:perpustakaan@unismuh.ac.id)



*Lampiran 4. Hasil Turnitin*



**Submission date:** 26-Aug-2025 05:51PM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2735532635

**File name:** BAB\_1\_ARNETA.docx (43.67K)

**Word count:** 1245

**Character count:** 8432

Arneta 105841104321 Bab I

ORIGINALITY REPORT

8%

SIMILARITY INDEX

6%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

[scholar.unand.ac.id](https://scholar.unand.ac.id)

Internet Source

2%

2

[eprints.itn.ac.id](https://eprints.itn.ac.id)

Internet Source

2%

3

Aji Aris Nasution, Davit Irawan, Fido Rizki.  
"Transfer Learning Model dalam Klasifikasi  
Penyakit Daun Pepaya dengan Pendekatan  
Arsitektur ResNet152v2", Swabumi, 2025

Publication

2%

4

[kc.umn.ac.id](https://kc.umn.ac.id)

Internet Source

2%

Exclude quotes

Off

Exclude matches

< 2%

Exclude bibliography

Off

# Arneta 105841104321 Bab II

*by Tahap Tutup*

Submission date: 26-Aug-2025 05:59PM (UTC+0700)

Submission ID: 2735534204

File name: BAB\_2\_ARNETA.docx (426.7K)

Word count: 3068

Character count: 20008

ORIGINALITY REPORT

10%	8%	3%	2%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	<a href="https://repository.ar-raniry.ac.id">repository.ar-raniry.ac.id</a> Internet Source	1%
2	<a href="https://jurnal.unimus.ac.id">jurnal.unimus.ac.id</a> Internet Source	1%
3	<a href="https://123dok.com">123dok.com</a> Internet Source	1%
4	Dicky Setiawan, Tito Suryawijaya. "ALGORITMA RESNET152V2 DALAM MELAKUKAN KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN TOMAT", Journal of Computer Science and Technology (JCS-TECH), 2023 Publication	1%
5	Clairine Aurella Sanjaya, Minto Waluyo. "ANALISIS PERBANDINGAN METODE TRANSFER LEARNING DENSENET201 DAN VGG-19 TERHADAP PERFORMA KLASIFIKASI KUALITAS BUAH TOMAT", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication	1%
6	<a href="https://ejurnal.itats.ac.id">ejurnal.itats.ac.id</a> Internet Source	1%
7	<a href="https://repository.uin-suska.ac.id">repository.uin-suska.ac.id</a> Internet Source	1%
8	<a href="https://positori.uma.ac.id">positori.uma.ac.id</a> Internet Source	

		1 %
9	Submitted to Universitas Jember Student Paper	1 %
10	faustballnamibia.com Internet Source	1 %
11	jurnal.untan.ac.id Internet Source	1 %
12	journal.untar.ac.id Internet Source	1 %

Exclude quotes

Off

Exclude matches

< 1%

Exclude bibliography

Off

# Arneta 105841104321 Bab III

by Tahap Tutup

Submission date: 26-Aug-2025 06:00PM (UTC+0700)

Submission ID: 2735534624

File name: BAB\_3\_ARNETA.docx (407.52K)

Word count: 2088

Character count: 13581

ORIGINALITY REPORT

2%

SIMILARITY INDEX

0%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Berliana Wahyu Nurlita, Sri Winarno, Adhitya Nugraha, Almas Najiib Imam Muttaqin et al. "Comparison of ArcFace and Dlib Performance in Face Recognition with Detection Using YOLOv8", INOVTEK Polbeng - Seri Informatika, 2024

Publication

2%

Exclude quotes

Off

Exclude matches

< 2%

Exclude bibliography

Off



# Arneta 105841104321 Bab IV

by Tahap Tutup

Submission date: 26-Aug-2025 06:01PM (UTC+0700)

Submission ID: 2735534857

File name: BAB\_4\_ARNETA.docx (982.26K)

Word count: 3434

Character count: 21651

ORIGINALITY REPORT

3%

SIMILARITY INDEX

1%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

1%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Farid Andika, Sry Yunarti, Suardi Hi Baharuddin. "Klasifikasi Jenis Peralatan Gym Menggunakan Convolutional Neural Network", The Indonesian Journal of Computer Science, 2025

Publication

1%

2

Arimbi Puspitasari, Diana Sava Salsabila, Dwi Rolliawati. "Penerapan ResNet-50 CNN untuk Optimalisasi Klasifikasi pada Data Fashion", INDONESIA JOURNAL ON DATA SCIENCE, 2025

Publication

1%

3

eprints.undip.ac.id

Internet Source

1%

4

Mohammad Bayu Anggara. "Comparison of Naïve Bayes and SVM Methods in Sentiment Analysis of User Reviews on the RSUD AL IHSAN Mobile Application", Competitive, 2025

Publication

1%

5

Submitted to Sultan Agung Islamic University

Student Paper

1%

Exclude quotes


Off

Exclude matches

< 1%

Exclude bibliography

Off



# Arneta 105841104321 Bab V

*by Tahap Tutup*

---

**Submission date:** 26-Aug-2025 06:03PM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2735535358

**File name:** BAB\_5\_ARNETA.docx (35.6K)

**Word count:** 159

**Character count:** 1071

ORIGINALITY REPORT

5%	0%	5%	0%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

- |   |                                                                                                                                                                                                                         |    |
|---|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 1 | Jatmiko Jatmiko. "EKSPERIMEN MODEL PEMBELAJARAN THINK-PAIR-SHARE DENGAN MODUL(TPS-M) TERHADAP PRESTASI BELAJAR MATEMATIKA DITINJAU DARI MINAT BELAJAR", JIPM (Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika), 2015<br>Publication | 5% |
|---|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|

Exclude quotes	Off	Exclude matches	< 2%
Exclude bibliography	Off		

## Lampiran 5. Permohonan Penelitian



**MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH**  
**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**  
**FAKULTAS TEKNIK**  
**PROGRAM STUDI INFORMATIKA**



---

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Nomor : 068.05/IF/C.4-VI/VII/47/2025  
Lamp. : -  
Hal : Permohonan Data Penelitian

Makassar, 6 Safar 1447 H  
31 Juli 2025 M

Kepada yang Terhormat,  
Ketua L.P3M Unismuh Makassar  
Di -  
Tempat

*Assalamu 'Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Dengan Rahmat Allah SWT, Semoga aktivitas kita bernilai ibadah di Sisi-Nya. Dalam rangka penyelesaian Tugas Akhir pada Program Studi Informatika dengan judul "Klasifikasi Tanaman Herbal Lokal Berdasarkan Citra Daun ". Bersama ini kami sampaikan mahasiswa:

Stambuk	Nama
105 84 11043 21	Arneta

Sehubungan dengan hal tersebut, maka kami memohon dibuatkan surat pengantar pada instansi di bawah ini:

Nama Instansi : Dinas Penanaman Modal dan Pelayanan Terpadu Satu Pintu  
Alamat : Jalm. Bougenville No.5, Masale, Kec. Panakkukang, Kota Makassar

Demikian surat kami atas perhatian dan kerja samanya kami haturkan banyak terima kasih.  
*Jazakumullah Khaeran Katsiran*  
*Wassalamu 'Alaikum warahmatullah Wabarakatuh*

Ketua Program Studi  
Informatika,



Muhvian A.M Havat, S.Kom., M.T.  
NBM. 11504 577

Tembusan:

1. Dekan Fakultas Teknik
2. Arsip

Gedung Menara Iqra Lantai 3  
Jl. Sultan Alauddin No. 259 Teip. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221  
Web: <https://teknik.unismuh.ac.id/>, e-mail: [teknik@unismuh.ac.id](mailto:teknik@unismuh.ac.id)





## Lampiran 6. Izin Penelitian

  
**PEMERINTAH PROVINSI SULAWESI SELATAN**  
**DINAS PENANAMAN MODAL DAN PELAYANAN TERPADU SATU PINTU**  
Jl. Bougenville No.5 Telp. (0411) 441077 Fax. (0411) 448936  
Website : <http://simap-new.sulselprov.go.id> Email : [ptsp@sulselprov.go.id](mailto:ptsp@sulselprov.go.id)  
Makassar 90231

---

Nomor	: 17049/S.01/PTSP/2025	Kepada Yth.
Lampiran	: -	Bupati Gowa
Perihal	: <u>Izin penelitian</u>	

di-  
Tempat

Berdasarkan surat Ketua LP3M UNISMUH Makassar Nomor : 224/LP3M/05/C.4-VIII/VIII/1447/2025 tanggal 01 Agustus 2025 perihal tersebut diatas, mahasiswa/peneliti dibawah ini:

N a m a	: ARNETA
Nomor Pokok	: 105841104321
Program Studi	: Informatika
Pekerjaan/Lembaga	: Mahasiswa (S1)
Alamat	: Jl. Slt Alauddin No 259 Makassar

PROVINSI SULAWESI SELATAN

Bermaksud untuk melakukan penelitian di daerah/kantor saudara dalam rangka menyusun SKRIPSI, dengan judul :

**" Klasifikasi Tanaman Herbal Lokal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma ResNet152v2 "**

Yang akan dilaksanakan dari : Tgl. **07 Agustus s/d 07 Oktober 2025**

Sehubungan dengan hal tersebut diatas, pada prinsipnya kami **menyetujui** kegiatan dimaksud dengan ketentuan yang tertera di belakang surat izin penelitian.

Demikian Surat Keterangan ini diberikan agar dipergunakan sebagaimana mestinya.

Diterbitkan di Makassar  
Pada Tanggal 04 Agustus 2025

**KEPALA DINAS PENANAMAN MODAL DAN PELAYANAN TERPADU  
SATU PINTU PROVINSI SULAWESI SELATAN**



**ASRUL SANI, S.H., M.Si.**  
Pangkat : PEMBINA UTAMA MUDA (IV/c)  
Nip : 19750321 200312 1 008

Tembusan Yth

1. Ketua LP3M UNISMUH Makassar di Makassar;
2. *Pertinggal.*



Nomor: 17049/S.01/PTSP/2025

**KETENTUAN PEMEGANG IZIN PENELITIAN :**

1. Sebelum dan sesudah melaksanakan kegiatan, kepada yang bersangkutan melapor kepada Bupati/Walikota C q. Kepala Bappelitbangda Prov. Sulsel, apabila kegiatan dilaksanakan di Kab/Kota
2. Penelitian tidak menyimpang dari izin yang diberikan
3. Mentaati semua peraturan perundang-undangan yang berlaku dan mengindahkan adat istiadat setempat
4. Menyerahkan 1 (satu) eksamplar hardcopy dan softcopy kepada Gubernur Sulsel. Cq. Kepala Badan Perencanaan Pembangunan Penelitian dan Pengembangan Daerah Prov. Sulsel
5. Surat izin akan dicabut kembali dan dinyatakan tidak berlaku apabila ternyata pemegang surat izin ini tidak mentaati ketentuan tersebut diatas.

**REGISTRASI ONLINE IZIN PENELITIAN DI WEBSITE :**

<https://izin-penelitian.sulselprov.go.id>

NOMOR REGISTRASI 20250802684633



**Catatan :**

- UU ITE No. 11 Tahun 2008 Pasal 5 ayat 1 'Informasi Elektronik dan/atau hasil cetaknya merupakan alat bukti yang sah.'
- Dokumen ini telah ditandatangani secara elektronik menggunakan sertifikat elektronik yang diterbitkan BSR E
- Surat ini dapat dibuktikan keasliannya dengan melakukan scan pada QR Code

