

**PENDEKATAN ARSITEKTUR RESNET-34 PADA
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
UNTUK MENGLASIFIKASI PENYAKIT
PADA TANAMAN DAUN KOPI**

SKRIPSI

OLEH:

Cessy Cindi Regina Situmorang

228160027



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2026**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 1/7/26

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

Access From (repository.uma.ac.id) 1/7/26

**PENDEKATAN ARSITEKTUR RESNET-34 PADA
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
UNTUK MENGLASIFIKASI PENYAKIT
PADA TANAMAN DAUN KOPI**

SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area**

**Oleh:
CESSY CINDI REGINA SITUMORANG
228160027**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2026**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 1/7/26

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

Access From (repository.uma.ac.id)1/7/26

HALAMAN PENGESAHAN

Judul Skripsi : Pendekatan Arsitektur ResNet-34 Pada Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Mengklasifikasi Penyakit Pada Tanaman Daun Kopi

Nama : Cessy Cindi Regina Situmorang
NPM : 228160027
Fakultas : Teknik

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing

Susilawati, S.Kom., M.Kom.
Pembimbing I

Drs. Agus Pambungo, S.T., M.T.
Pembimbing II
Fakultas Teknik

Drs. Agus Pambungo, S.Kom., M.Kom.
Ka. Prodi

Tanggal Lulus: 16 April 2026

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar sarjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah.

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



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

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

Nama : Cessy Cindi Regina Situmorang
NPM : 228160027
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

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

**PENDEKATAN ARSITEKTUR RESNET-34 PADA CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENGLASIFIKASI PENYAKIT
PADA TANAMAN DAUN KOPI**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan Skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan
Pada tanggal : 16 April 2026
Yang menyatakan



Cessy Cindi Regina Situmorang
228160027

RIWAYAT HIDUP

Cessy Cindi Regina Situmorang, lahir pada tanggal 04 April 2004 anak keempat dari lima bersaudara, Ayah bernama Tumpak Situmorang dan Ibu bernama Agustina Panggabean. Adapun Riwayat Pendidikan Penulis yaitu TK Santo Yosef pada tahun 2010, kemudian sekolah dasar di SD Santo Yosef dan lulus pada tahun 2016, kemudian dilanjutkan sekolah menengah pertama di SMPN 2 Mandau dan selesai pada tahun 2019, kemudian dilanjutkan sekolah menengah atas SMAN 5 Pinggir dan selesai pada tahun 2022 dan melanjutkan S1 di Universitas Medan Area dengan program studi Teknik Informatika Fakultas Teknik dimulai pada tahun 2022.



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur dipanjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala berkat dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat melaksanakan kegiatan penelitian dan menyelesaikan skripsi dengan judul “Pendekatan Arsitektur ResNet-34 Pada *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Mengklasifikasi Penyakit Pada Tanaman Daun Kopi” yang merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini terwujud berkat bantuan, arahan bimbingan dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis menyampaikan terimakasih kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa atas kasih, penyertaan, dan berkat-Nya sehingga setiap keraguan dan kesulitan bisa penulis lewati.
2. Kedua orang tua tercinta Bapak Tumpak Situmorang dan Mama Agustina Panggabean yang telah memberikan kasih sayang, motivasi, memenuhi kebutuhan penulis, dukungan serta doa yang tiada henti kepada penulis selama melalui proses perkuliahan, penulisan skripsi ini sampai saat ini. Walaupun tidak sempat dapat merasakan duduk di bangku perkuliahan namun mereka berusaha bekerja keras demi memberikan kesempatan Pendidikan yang lebih baik dari yang telah mereka lalui sebelumnya kepada kelima anak nya, harapan yang selalu ada di setiap Doa yang penulis panjatkan "Semoga Tuhan menyertai dan memberkati bapak dan mama didalam mengajari kami anak-anak yang telah Tuhan titipkan".
3. Kepada saudara kandung penulis yaitu Devi Hanna Rosita Situmorang,

Harlae Pardamean Situmorang, Cevin Saputra Situmorang, Jhony Gerardo Situmorang yang tidak pernah berhenti memberi segala motivasi, doa yang terus dipanjatkan, dan dukungan kepada penulis selama penulisan skripsi hingga saat ini.

4. Bapak Prof. Dadan Ramdan, M. Eng., M. Sc, selaku Rektor Universitas Medan Area.
5. Bapak Dr.Eng. Supriatno, ST., MT, selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
6. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
7. Ibu Susilawati, S.Kom, M.Kom, selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan dan arahan kepada penulis.
8. Bapak dan Ibu dosen Fakultas Teknik yang telah memberikan ilmu, bimbingan, serta pengalaman berharga kepada penulis selama masa perkuliahan. Semoga segala ilmu yang diberikan dapat bermanfaat bagi penulis di masa yang akan datang.
9. Sahabat seperjuangan yaitu Stevi Freshia Sihombing, Nora Irawani Siregar, Elia Tesalonika Tampubolon yang memberikan dukungan, semangat. Terimakasih telah menjadi bagian dalam perjalanan penyusunan saya hingga penyusunan skripsi ini selesai.
10. Dan yang terakhir, kepada diri saya sendiri terima kasih sudah bertahan sejauh ini, terima kasih tetap memilih berusaha dan merayakan dirimu sendiri sampai titik ini, walau sering kali putus asa atas apa yang sedang diusahakan. Terima kasih karena memutuskan tidak menyerah

sesulit apapun proses penyusunan skripsi ini dan telah menyelesaikan sebaik dan semaksimal mungkin. Apapun kurang dan lebihmu mari merayakan diri sendiri.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih terdapat kekurangan baik dari segi penulisan maupun isi, yang disebabkan oleh keterbatasan pengetahuan dan pengalaman penulis. Oleh karena itu, penulis dengan rendah hati mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun demi penyempurnaan karya ilmiah ini.

Medan, 14 April 2026



Cessy Cindi Regina Situmorang
NPM. 228160027



ABSTRAK

Penyakit pada daun kopi merupakan salah satu faktor utama yang dapat menurunkan produktivitas tanaman kopi secara signifikan. Identifikasi penyakit secara manual membutuhkan keahlian khusus dan berpotensi menimbulkan kesalahan, sehingga diperlukan sistem yang mampu melakukan klasifikasi secara cepat dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit daun kopi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-34. Dataset yang digunakan adalah *Ethiopian Coffee Leaf Disease Dataset* yang diperoleh dari Kaggle, terdiri dari 11.130 citra daun kopi dengan empat kelas, yaitu *Healthy*, *Leaf Rust*, *Phoma*, dan *Cercospora*. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, augmentasi citra, serta pembagian dataset menjadi data *training*, *validation*, dan *testing*. Model dilatih menggunakan *hyperparameter* dengan *epoch* sebesar 50, *batch size* 32, *optimizer* Adam, dan *learning rate* 0.0001. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ResNet-34 menghasilkan akurasi *training* sebesar 99,44%, *validation accuracy* sebesar 98,56%, dan akurasi *testing* sebesar 98,83%. Seluruh kelas penyakit berhasil diklasifikasikan dengan nilai *F1-Score* di atas 0.97, dengan kelas *Phoma* mencapai nilai tertinggi sebesar 0.9991. Model selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi mobile untuk mendukung deteksi penyakit daun kopi secara *real-time*. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa arsitektur ResNet-34 efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun kopi dan berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai sistem pendukung pertanian digital.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network* (CNN), ResNet-34, Klasifikasi Citra, Penyakit Daun Kopi, *Deep Learning*

ABSTRACT

Coffee leaf disease is a major factor that can significantly reduce coffee plant productivity. Manual disease identification requires specialized expertise and is prone to errors, necessitating an automated system capable of fast and accurate classification. This study aims to develop a coffee leaf disease classification model using a Convolutional Neural Network (CNN) with the ResNet-34 architecture. The dataset used was the Ethiopian Coffee Leaf Disease Dataset obtained from Kaggle, consisting of 11,130 coffee leaf images with four classes: Healthy, Leaf Rust, Phoma, and Cercospora. The research stages included data preprocessing, image augmentation, and dividing the dataset into training, validation, and testing data. The model was trained using the best hyperparameters with 50 epochs, a batch size of 32, the Adam optimizer, and a learning rate of 0.0001. The evaluation results showed that the ResNet-34 model achieved a training accuracy of 99.44%, a validation accuracy of 98.56%, and a testing accuracy of 98.83%. All disease classes were successfully classified with an F1-score above 0.97, with the Phoma class achieving the highest score of 0.9991. The model was then implemented into a mobile application to support real-time coffee leaf disease detection. The results of this study demonstrate that the ResNet-34 architecture is effective in classifying coffee leaf diseases and has the potential for further development as a digital agricultural support system.

Keywords: *Convolutional Neural Network, ResNet-34, Image Classification, Coffee Leaf Diseases, Deep Learning*

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	i
HALAMAN PERNYATAAN.....	ii
RIWAYAT HIDUP.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	viii
ABSTRACT	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
 BAB I PENDAHULUAN.....	 1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian	6
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	 7
2.1 Klasifikasi	7
2.2 Deep Learning.....	7
2.3 Convolutional Neural Network (CNN).....	8
2.4 Resnet-34	9
2.5 Tanaman Kopi	11
2.6 Penyakit Daun Kopi	12
2.7 Penelitian Terdahulu.....	14
 BAB III METODOLOGI PENELITIAN	 21
3.1 Bahan dan Alat	21
3.2 Tahapan Penelitian	22
3.3 Pengumpulan data	22

3.4	Praprocessing Data.....	23
3.5	Implementasi Metode.....	24
3.6	Hyperparameter.....	25
3.7	Evaluasi	26
3.8	Perancangan Sistem	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		31
4.1	Hasil	31
4.1.1.	Hasil Pelatihan dan Pengujian.....	31
4.1.2.	Implementasi Aplikasi Mobile	37
4.2	Pembahasan.....	40
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		43
5.1	Kesimpulan	43
5.2	Saran.....	44
DAFTAR PUSTAKA.....		45
LAMPIRAN.....		48

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	14
Tabel 3. 1 Jumlah Dataset.....	23
Tabel 3. 2 Pembagian dataset	24
Tabel 3.3 Hyperparameter	26



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur ResNet34	10
Gambar 2. 2 Blok Residual pada ResNet	11
Gambar 2. 3 Leaf Rust.....	12
Gambar 2.4 Phoma	13
Gambar 2.5 Cercospora	14
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	22
Gambar 3.2 Halaman Beranda.....	28
Gambar 3.3 Halaman Hasil Scan.....	29
Gambar 3.4 Halaman Riwayat.....	30
Gambar 4.1 Grafik Accuracy	32
Gambar 4.2 Grafik <i>Loss</i>	33
Gambar 4.3 Confusion Matrix.....	35
Gambar 4.4 Tampilan Beranda	38
Gambar 4.5 Tampilan hasil klasifikasi	39
Gambar 4.6 Tampilan Riwayat	40

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kopi merupakan komoditas ekspor penting bagi negara berkembang seperti Indonesia. Selain itu, Indonesia juga merupakan pengekspor kopi keempat terbesar di dunia. Namun, tanaman kopi sering mengalami serangan penyakit yang dapat menyebabkan penurunan produksi dan kualitas biji kopi, seperti serangan penyakit daun (A. Ardiansyah & Hasan, 2023).

Adanya hama atau penyakit yang menyerang pada bagian daun kopi berdampak pada pertumbuhan tanaman kopi tersebut sehingga menyebabkan kerugian bagi petani kopi. Kerugian panen akibat penyakit tersebut pada tanaman kopi diperkirakan mencapai 20-30% dari total produksi negara (Wildah et al., 2023).

Jenis-jenis penyakit pada daun tanaman kopi ditentukan secara manual oleh ahli pertanian dengan mengamati gejala pada daun. Metode tradisional ini membutuhkan waktu dan keahlian khusus, sehingga pengembangan sistem klasifikasi otomatis penyakit daun kopi dengan teknologi *computer vision* adalah solusi yang menjanjikan. Identifikasi visual juga dapat menimbulkan kesalahan, terutama bagi petani yang kurang berpengalaman (Agus Supriyanto et al., 2023).

Penyakit yang menyerang tanaman kopi berasal dari jamur yang menyebabkan penyakit *leaf rust*, *phoma*, dan *cerespora*. Penyakit tersebut dapat diidentifikasi dari perubahan warna serta corak pada daun tanaman kopi. Namun, dikarenakan warna dan corak terlihat mirip, para petani kopi sulit mengidentifikasi penyakit tersebut. Seiring dengan perkembangan teknologi, kini

proses klasifikasi penyakit pada daun kopi dapat dilakukan dengan bantuan pengolahan citra digital. Dengan cara ini, petani dapat lebih cepat dan akurat dalam mengenali jenis penyakit, sehingga penanganan dapat dilakukan lebih efisien (Solehudin et al., 2025)

Klasifikasi merupakan proses membangun model atau fungsi yang menggambarkan pola dari suatu data dan mengelompokkannya ke dalam kelas-kelas tertentu. Dalam proses ini, data yang sudah dikumpulkan akan dibagi ke dalam beberapa kategori atau kelas tertentu. Kumpulan data tersebut disebut data pelatihan (*training dataset*), yang nantinya digunakan oleh algoritma klasifikasi untuk mempelajari pola yang ada. Dari proses pelatihan ini akan dihasilkan sebuah model yang mampu mengklasifikasikan data baru (Irfansyah et al., 2021).

Untuk mengidentifikasi jenis penyakit pada daun kopi, digunakan teknologi *deep learning*, yang mampu bekerja secara otomatis dan lebih efektif dibandingkan metode tradisional. *Deep learning* sendiri telah membawa kemajuan besar dalam menyelesaikan permasalahan kompleks yang sulit ditangani dengan *machine learning* biasa. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit daun kopi menggunakan arsitektur CNN ResNet-34. Model dibangun dan diuji untuk mengetahui tingkat akurasi ResNet-34 dalam mengenali jenis penyakit pada daun kopi.

Proses pelatihan pada CNN melibatkan tiga parameter utama yang bisa diatur, yaitu *epoch*, *mini-batch*, *learning rate*, dan *optimizer*. Saat pelatihan berlangsung, seluruh dataset akan melewati proses *forward* dan *backward*, di mana bobot (*weight*) model terus diperbarui sampai mencapai kondisi konvergen satu siklus lengkap dari proses ini disebut *epoch*. Berdasarkan hasil penelitian (Wasil et al.,

2022), peningkatan jumlah *epoch* dapat memperbaiki akurasi hingga titik tertentu, namun jika jumlah *epoch* terlalu tinggi justru dapat menyebabkan *overfitting* dan menurunkan akurasi. Oleh karena itu, pemilihan jumlah *epoch* yang optimal sangat penting untuk mencapai keseimbangan antara akurasi dan kemampuan generalisasi model.

Mini-batch adalah bentuk variasi dari batch yang menghitung rata-rata nilai loss untuk mengurangi fluktuasi pada pembaruan parameter. Hal ini membuat proses konvergensi jadi lebih stabil dan penggunaan memori lebih efisien. *Learning rate* berperan penting dalam menentukan seberapa cepat model mencapai hasil terbaik. Nilainya berada di antara 0 dan 1, dan mengatur seberapa besar perubahan bobot pada setiap iterasi. Karena tidak ada nilai pasti untuk setiap kasus, biasanya dibutuhkan pengalaman dan eksperimen agar hasilnya optimal. (Irfansyah et al., 2021). Berdasarkan penelitian (Cynthia et al., 2025), *learning rate* memiliki pengaruh langsung terhadap kecepatan dan stabilitas proses pelatihan. *Learning rate* yang terlalu kecil menyebabkan pelatihan berlangsung lambat dan model berisiko *underfitting*, sedangkan *learning rate* yang terlalu besar membuat pembelajaran tidak stabil dan berpotensi divergen. Nilai optimal biasanya berada di sekitar 0.0001, karena mampu menghasilkan keseimbangan antara kecepatan konvergensi dan akurasi yang tinggi pada model CNN.

Dalam penelitian ini, digunakan arsitektur ResNet untuk melakukan klasifikasi penyakit pada daun kopi. Arsitektur *Residual Network* (ResNet) merupakan salah satu model jaringan saraf konvolusional (CNN) yang paling populer dan efektif saat ini. ResNet berhasil mengatasi masalah *vanishing gradient*

yang sering muncul pada jaringan yang sangat dalam dengan memperkenalkan konsep residual block (A. S. Ardiansyah & Nugroho, 2023).

ResNet merupakan model yang sudah dilatih sebelumnya (*pretrained model*), sehingga tidak memerlukan pengaturan layer secara manual. Prinsip kerja ResNet adalah membangun jaringan yang lebih dalam dibandingkan dengan jaringan biasa lainnya dan secara bersamaan menemukan jumlah lapisan yang dioptimalkan untuk meniadakan masalah gradien yang hilang (Pranatha et al., 2024).

Beberapa penelitian sebelumnya juga telah menerapkan arsitektur ResNet pada berbagai jenis citra untuk menguji efektivitas model ini dalam klasifikasi gambar. Penelitian yang dilakukan oleh (Pranatha et al., 2024) mengimplementasikan arsitektur ResNet-34 untuk mendeteksi penyakit daun kentang menggunakan 2152 citra daun yang dibagi menjadi tiga kelas, yaitu *early blight*, *late blight*, dan *healthy*. Model dilatih selama 50 epoch dengan *learning rate* 0.001 dan *batch size* 32. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi sebesar 97%, *precision* 0.9629, *recall* 0.9630, dan *F1-score* 0.9628, yang membuktikan bahwa arsitektur ResNet-34 efektif dalam klasifikasi penyakit tanaman serta mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam. Penelitian yang dilakukan oleh (Al-Moosawi & Khudeyer, 2021) mengembangkan model ResNet-34/DR untuk mendiagnosis penyakit *Diabetic Retinopathy* secara otomatis menggunakan citra fundus. Model tersebut mencapai akurasi 95% dengan penerapan teknik *transfer learning* dan *data augmentation*, menunjukkan kemampuan ResNet-34 dalam mengenali pola visual secara akurat dan efisien.

Dalam penelitian ini, ResNet-34 digunakan untuk mengetahui seberapa akurat model tersebut dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun kopi. Hasil penelitian

ini juga dapat menjadi referensi bagi mahasiswa atau peneliti lain yang ingin mengembangkan penelitian terkait klasifikasi citra menggunakan arsitektur ResNet.

1.2 Rumusan Masalah

Berlandaskan latar belakang permasalahan di atas, maka bisa dilakukan perumusan masalah yakni bagaimana penerapan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) ResNet-34 dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun kopi?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang berasal dari Kaggle.
<https://www.kaggle.com/datasets/biniyamyoseph/ethiopian-coffee-leaf-disease>
2. Jenis daun yang diteliti yaitu daun kopi sehat dan daun kopi yang terkena penyakit seperti *rust*, *cercospora*, *phoma*.
3. Metode yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-34.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun menjadi tujuan dalam penelitian adalah sebagai berikut :

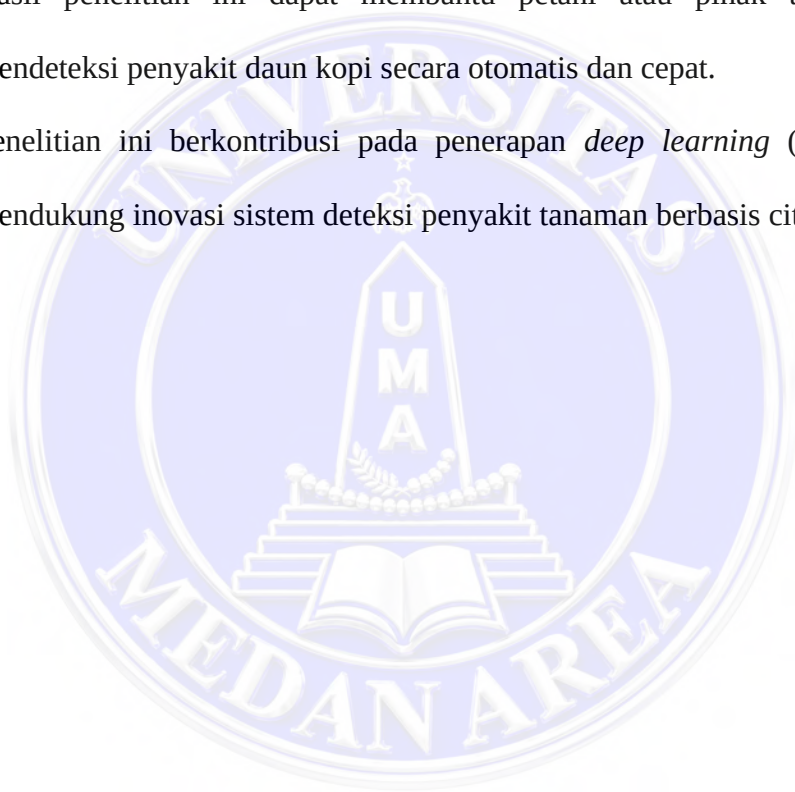
1. Untuk menerapkan arsitektur ResNet-34 dalam proses klasifikasi penyakit pada daun kopi.
2. Untuk melatih dan menguji model CNN berbasis ResNet-34 guna mengenali perbedaan antara daun kopi sehat dan daun yang terkena penyakit.

3. Untuk mengetahui tingkat akurasi dan kinerja model ResNet-34 dalam melakukan klasifikasi citra daun kopi.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Penelitian ini dapat menjadi referensi bagi pengembangan model klasifikasi citra menggunakan arsitektur ResNet-34 pada bidang pertanian digital.
2. Hasil penelitian ini dapat membantu petani atau pihak terkait dalam mendeteksi penyakit daun kopi secara otomatis dan cepat.
3. Penelitian ini berkontribusi pada penerapan *deep learning* (CNN) dalam mendukung inovasi sistem deteksi penyakit tanaman berbasis citra.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk mengenali pola yang bisa digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kategori atau kelas tertentu. Proses ini biasanya dilakukan dengan teknik *machine learning* yang belajar dari data sebelumnya (*historical data*). Dalam kehidupan sehari-hari, banyak objek yang perlu dikelompokkan berdasarkan karakteristik atau cirinya masing-masing. Teknik klasifikasi ini bisa dimanfaatkan, misalnya, untuk membedakan dan mengenali jenis penyakit berdasarkan gejala yang muncul (Milano, 2024).

Konsep pada klasifikasi adalah proses untuk membangun model atau fungsi yang dapat menjelaskan dan membedakan data ke dalam beberapa kelas. Tujuannya adalah agar model tersebut bisa digunakan untuk menentukan kelas dari data atau objek yang belum diketahui sebelumnya. Dalam klasifikasi terdapat dua tahap utama, yaitu *training* dan *testing*. Pada tahap *training*, model dibangun menggunakan data pelatihan, sedangkan pada tahap *testing*, model yang sudah dilatih diuji menggunakan data uji untuk melihat seberapa baik performanya (Azizah, 2023).

2.2 Deep Learning

Deep learning merupakan metode dari *machine learning* yang menggunakan banyak lapisan pada jaringan saraf tiruan (*neural network*) untuk memproses data secara bertahap. Metode ini adalah bagian dari *machine learning* yang

memanfaatkan jaringan saraf untuk menyelesaikan berbagai permasalahan, seperti pengenalan pola, klasifikasi, maupun prediksi data (Sachi et al., 2023).

Deep learning memungkinkan model komputasi yang tersusun dari banyak lapisan pemrosesan untuk mempelajari representasi data pada berbagai tingkat abstraksi. Pendekatan ini terbukti mampu meningkatkan kinerja secara signifikan dalam berbagai bidang, seperti pengenalan objek visual, pengenalan suara, serta deteksi objek. *Deep learning* bekerja dengan memanfaatkan algoritma *backpropagation* untuk menyesuaikan parameter internal pada setiap lapisan jaringan berdasarkan kesalahan yang dihasilkan pada proses sebelumnya. Dengan kemampuan tersebut, *deep learning* dapat mengenali pola-pola yang kompleks dengan tingkat akurasi tinggi, seperti pola pada citra, tulisan tangan, dan data lainnya. Oleh karena itu, metode ini sangat efektif digunakan dalam pengembangan aplikasi klasifikasi dan pengenalan data, termasuk citra, suara, dan teks. Model *deep learning* umumnya dibangun menggunakan pendekatan Jaringan Saraf Tiruan (JST) (Asrafil et al., 2021).

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah salah satu algoritma dalam *deep learning* yang merupakan pengembangan dari Jaringan Saraf Tiruan (JST). Algoritma ini dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi seperti gambar. CNN banyak digunakan karena memiliki struktur jaringan yang dalam sehingga mampu mengolah dan mengenali pola pada data citra dengan lebih baik (Pratama, 2022).

CNN digunakan untuk menganalisis gambar, mendeteksi, dan mengenali objek pada citra. Data gambar ini memiliki dimensi yang tinggi dan melibatkan banyak parameter untuk membentuk representasi yang akurat. Secara umum, CNN

memiliki konsep yang mirip dengan jaringan saraf tiruan pada umumnya, karena sama-sama terdiri dari neuron yang memiliki *weight*, bias, dan *activation function* dalam proses perhitungannya (Nugroho et al., 2021).

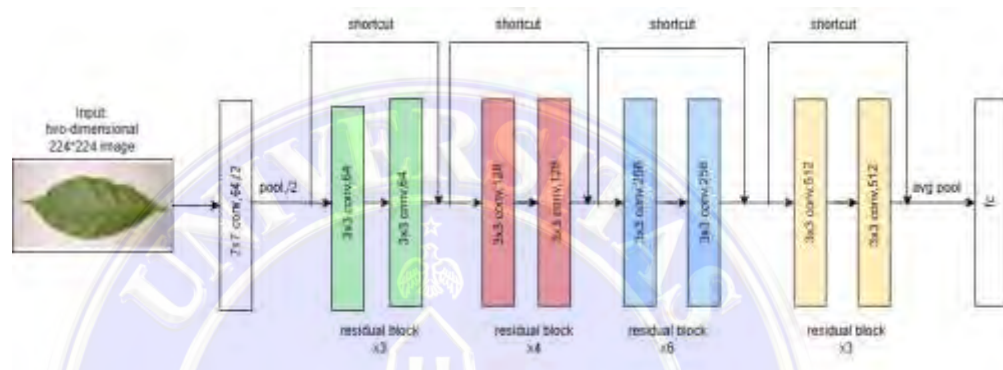
CNN juga dipengaruhi oleh beberapa parameter penting seperti *epoch*, *learning rate*, dan *mini-batch*, yang berperan besar dalam menentukan performa model. *Epoch* merupakan jumlah siklus pelatihan penuh di mana seluruh dataset diproses oleh model. Semakin banyak *epoch*, model memiliki kesempatan lebih besar untuk belajar pola dari data, namun jika terlalu banyak dapat menyebabkan *overfitting*, yaitu model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih sehingga kurang baik saat diuji pada data baru. *Learning rate* berfungsi untuk mengatur seberapa besar langkah pembaruan bobot (*weight update*) pada setiap iterasi pelatihan. Nilai *learning rate* yang terlalu besar bisa membuat proses pelatihan tidak stabil dan sulit mencapai hasil optimal, sedangkan nilai yang terlalu kecil menyebabkan proses belajar menjadi lambat dan model sulit mencapai akurasi maksimal. Sementara itu, *mini-batch* merupakan metode pembagian dataset menjadi beberapa bagian kecil agar proses pelatihan lebih efisien. Dengan *mini-batch*, model memperbarui bobotnya setelah memproses sejumlah sampel dalam satu batch, bukan seluruh dataset sekaligus. Teknik ini membantu menstabilkan proses pelatihan, menghemat memori, dan mempercepat konvergensi model (Irfansyah et al., 2021).

2.4 Resnet-34

ResNet-34 merupakan arsitektur jaringan saraf konvolusional yang menggunakan residual block untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada

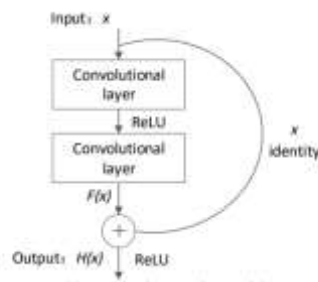
jaringan dengan banyak lapisan. Dengan adanya blok residual ini, proses pelatihan pada jaringan yang dalam dapat berjalan lebih efisien dan stabil.

Arsitektur ResNet-34 terdiri atas 34 lapisan, di mana setiap blok residual memiliki dua lapisan konvolusi berukuran 3×3 . Selain itu, terdapat *Shortcut connection* digunakan untuk menghubungkan *input* dan *output* dari blok-blok ini (Laksono, 2024).



Gambar 2. 1 Arsitektur ResNet34

Pada arsitektural Resnet-34 menggunakan blok residual dimana sebuah blok residual terdiri dari dua atau lebih lapisan konvolusi, di mana output dari blok tersebut diperoleh dengan menambahkan input dari blok tersebut ke output dari lapisan terakhir dalam blok. Ini memungkinkan jaringan untuk belajar representasi residual, yang berarti bahwa ia belajar perbedaan antara input dan output yang diinginkan daripada mencoba untuk mengaproksimasi output secara langsung. Penjelasan mengenai blok residual dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 2 Blok Residual pada ResNet

Dimana perhitungan matematis untuk residual blok disajikan dalam persamaan (2.1).

$$H(x) = F(x) + x \quad (2.1)$$

2.5 Tanaman Kopi

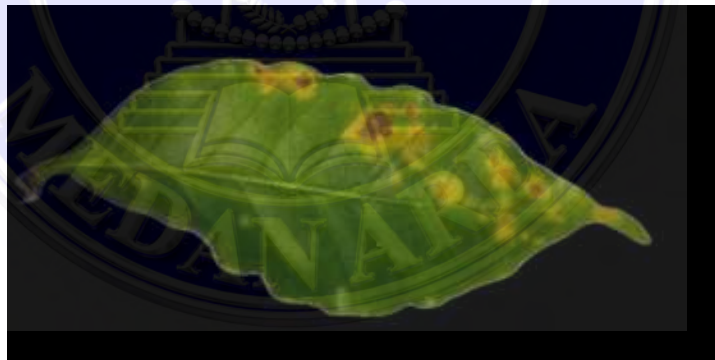
Kopi adalah jenis tanaman berbentuk pohon yang termasuk dalam *famili Rubiaceae* dan *genus Coffea*. Dari sekitar seratus jenis kopi yang ada, hanya dua spesies yang memiliki nilai ekonomi tinggi, yaitu kopi robusta dan kopi arabika. Jenis kopi lainnya, seperti *excelsa* dan *liberica*, umumnya digunakan sebagai campuran untuk menambah aroma. Kopi juga menjadi salah satu minuman paling populer di dunia, sehingga memiliki nilai ekonomi yang sangat penting (Agus Supriyanto et al., 2023).

Tanaman kopi adalah komoditas ekspor yang bernilai ekonomis yang tinggi, dan juga menjadi komoditas unggulan di Indonesia. Sampai saat ini tanaman kopi terus diusahakan penanamannya di Indonesia agar dapat memenuhi kebutuhan konsumsi di dalam negeri maupun luar negeri (Irfansyah et al., 2021).

2.6 Penyakit Daun Kopi

a. Leaf Rust

Leaf Rust atau karat daun adalah penyakit pada tanaman kopi yang disebabkan oleh jamur dari ordo *Pucciniales*, khususnya jenis *Hemilia Vastatrix*. Jamur ini menginfeksi daun kopi melalui stomata yang terdapat di permukaan daun. Gejala awal penyakit ini biasanya muncul berupa bercak kuning di bagian atas daun yang lama-kelamaan berubah menjadi coklat, sedangkan di bagian bawah daun akan terlihat banyak spora berwarna oranye atau jingga. Seiring perkembangannya, bercak karat daun akan semakin meluas dan mengurangi kemampuan daun untuk melakukan fotosintesis. Akibatnya, daun menjadi kering, gugur, dan mati, yang kemudian berdampak pada penurunan pertumbuhan tanaman serta kualitas dan kuantitas hasil panen kopi (Wahyuningtyas et al., 2022). Pada Gambar 2.3 merupakan salah satu contoh penyakit *leaf rust* yang terjadi pada daun kopi.



Gambar 2. 3 Leaf Rust

b. Phoma

Penyakit noda daun coklat pada tanaman kopi ditandai dengan munculnya flek hitam pada permukaan daun, terutama pada daun yang masih muda. Flek tersebut awalnya menyerupai bercak coklat, kemudian berkembang dan menyebar hingga menutupi hampir seluruh bagian daun. Serangan yang parah menyebabkan

daun mengering dan akhirnya gugur. Penyakit ini umumnya muncul pada kondisi lingkungan dengan angin kencang, kelembapan tinggi, dan suhu dingin, serta penyebaran sporanya dapat dipercepat oleh paparan sinar *ultraviolet*. Berdasarkan hasil identifikasi mikroskopis, penyakit ini disebabkan oleh jamur *Phoma costarricensis*. Patogen ini memiliki spora berbentuk oval atau bulat lonjong, berwarna coklat gelap, berukuran kecil (umumnya kurang dari 15 μm), dan sering terlihat menumpuk karena jumlahnya yang banyak. Suhu optimal untuk pertumbuhan jamur ini berkisar antara 15–20°C (Nadila et al., 2025).



Gambar 2.4 Phoma

c. *Cercospora*

Bercak daun kopi di sebabkan oleh jamur *Cercospora coffeicola*. Pada daun-daun terdapat bercak-bercak bulat berwarna coklat kemerahan atau coklat tua, berbatas tegas dan agak mengendap. Pada bercak yang tua terdapat pusat yang berwarna putih kelabu, yang sering tampak di taburi tepung hitam yang terdiri dari konidium jamur (Leonardo & Milantara, 2023).



Gambar 2.5 Cercospora

2.7 Penelitian Terdahulu

Berikut penelitian terdahulu yang memperkuat penelitian ini:

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

NO	Peneliti	Judul	Kesimpulan
1.	Dicki Irfansyah, Metty Mustikasari, Amat Suroso (2021)	Arsitektur <i>Convolutional</i> <i>Neural Network</i> (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi	Berdasarkan penelitian, metode Convolutional Neural Network (CNN) AlexNet berhasil diterapkan pada platform MATLAB untuk klasifikasi hama pada daun kopi dengan tiga kelas yaitu Health, Rust, dan Red Spider Mite sebanyak 300 citra. Proses pelatihan menghasilkan

NO	Peneliti	Judul	Kesimpulan
			akurasi 69,44% – 80,56%, sedangkan hasil pengujian dengan 40 data menunjukkan akurasi terbaik sebesar 81,6%. Dengan demikian, AlexNet dinilai cukup akurat dalam mengenali hama pada daun kopi, meskipun masih terdapat peluang peningkatan kinerja model terutama pada variasi citra dan jumlah dataset. Penelitian lanjutan disarankan mengembangkan deteksi hama pada bagian tanaman lain seperti akar, batang, atau buah untuk hasil yang lebih komprehensif.
2.	Agus Supriyanto, R Rizal Isnanto,	Klasifikasi Penyakit Daun	Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan

NO	Peneliti	Judul	Kesimpulan
	Oky Dwi Nurhayati (2023)	Kopi Robusta Menggunakan Metode SVM dengan Ekstraksi Ciri GLCM	penyakit daun kopi robusta (bercak daun dan karat daun) menggunakan metode <i>Support Vector Machine</i> (SVM) dengan ekstraksi fitur tekstur GLCM dan segmentasi K-Means Clustering. Penelitian menggunakan 320 data latih dan 80 data uji, dengan pengujian tiga kernel SVM. Hasil terbaik diperoleh pada kernel RBF Gaussian dengan akurasi 97,5%, presisi 95,24%, <i>recall</i> 100%, dan <i>F1-score</i> 97,56%. Penelitian menyimpulkan bahwa SVM dengan kernel RBF Gaussian sangat efektif dalam mengidentifikasi penyakit daun kopi robusta,

NO	Peneliti	Judul	Kesimpulan
			meskipun prapengolahan citra dan metode lain seperti deep learning masih berpotensi meningkatkan performa model.
3.	Siti Khotimatul Wildah, Abdul Latif, Ali Mustopa, Suharyanto, Muhammad Sony Maulana, Agung Sasongko (2023)	Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Menggunakan Kombinasi Haralick, Color Histogram dan Random Forest	Penelitian ini mengusulkan metode klasifikasi penyakit daun kopi menggunakan algoritma <i>Random Forest</i> dengan kombinasi ekstraksi fitur Haralick (tekstur) dan Color Histogram (warna). Menggunakan 542 citra dua kelas penyakit (rust dan miner), pemodelan menunjukkan hasil yang sangat baik dengan akurasi 98,83%, <i>precision</i> 98%, dan <i>recall</i> 98% berdasarkan confusion

NO	Peneliti	Judul	Kesimpulan
			matrix. Penelitian menyimpulkan bahwa metode ini mampu mengklasifikasikan penyakit dan hama daun kopi secara akurat, serta unggul dibandingkan penggunaan satu jenis ekstraksi fitur atau algoritma klasifikasi lainnya.
4.	Irmawan, Rendiansyah, Gustini dan S. A. Harahap (2025)	Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Kopi Arabica Dengan Metode CNN dan Transfer Learning DenseNet-201	Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun kopi Arabika menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan <i>Transfer Learning</i> DenseNet-201. Dataset terdiri dari lima kelas kondisi daun (<i>Healthy</i> ,

NO	Peneliti	Judul	Kesimpulan
			<i>Cercospora</i>, <i>Leaf Rust</i>, <i>Miner</i>, <i>Phoma</i>) dengan total lebih dari 63.000 citra dari data sekunder dan primer. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode CNN memperoleh akurasi 94,2%, sedangkan DenseNet-201 mencapai akurasi 97,2% pada pengujian data uji. Penelitian menyimpulkan bahwa DenseNet-201 lebih unggul dalam akurasi identifikasi penyakit daun kopi serta dapat diterapkan dalam bentuk GUI untuk membantu petani melakukan deteksi lebih cepat.

NO	Peneliti	Judul	Kesimpulan
5.	Made Doddy Adi Pranatha, M Azman Maricar, Gede Herdian Setiawan (2024)	Implementasi Arsitektural Resnet-34 Dalam Klasifikasi Gambar Penyakit Pada Daun Kentang	Penelitian ini mengimplementasikan CNN dengan arsitektur ResNet-34 untuk mengklasifikasikan penyakit daun kentang menjadi tiga kelas: <i>healthy, early blight, dan late blight</i> , menggunakan dataset 2.152 citra yang dilatih selama 50 epoch dengan augmentasi data. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 97%, <i>precision</i> 0.9629, <i>recall</i> 0.9630, dan <i>F1-Score</i> 0.9628, sehingga membuktikan bahwa ResNet-34 efektif dalam mendeteksi penyakit daun kentang dengan tingkat akurasi tinggi.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Bahan dan Alat

Hardware (perangkat keras) yang dipakai dalam pembuatan skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Laptop / PC
2. *Processor Intel Core i3*
3. RAM 8 GB

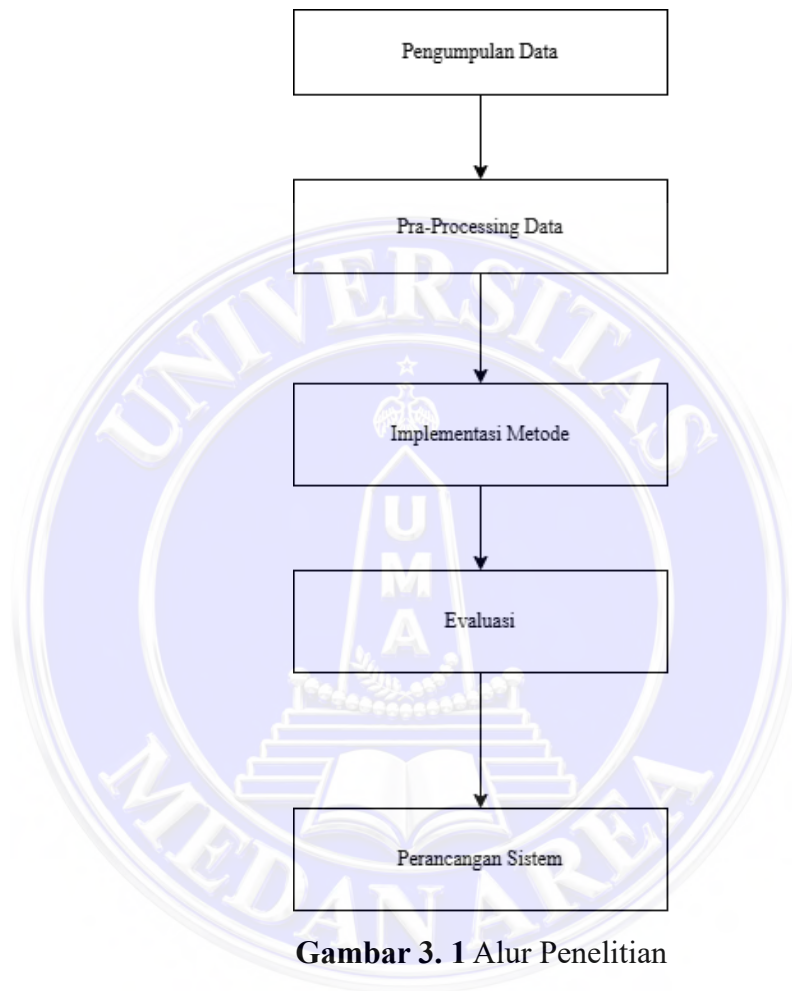
Software (perangkat lunak) yang dipakai dalam pembuatan skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Sistem operasi Windows 11
2. Google Collab GPU T4, digunakan untuk menjalankan arsitektur ResNet-34 dengan memanfaatkan GPU yang memungkinkan proses pelatihan model berlangsung lebih efisien dibandingkan penggunaan CPU.
3. Bahasa pemrograman Python, digunakan untuk membangun arsitektur ResNet-34 dalam klasifikasi penyakit daun kopi.
4. Figma, digunakan untuk merancang *wireframe* dan antarmuka aplikasi *mobile*.

Adapun bahan yang digunakan dalam penelitian ini mencakup dataset berupa gambar daun kopi yang terserang berbagai penyakit. Jenis data yang dilakukan pada penelitian ini merupakan data skunder dalam bentuk citra yang didapatkan dari suatu situs *website* yaitu Kaggle.com.

3.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi gambar menggunakan ResNet-34 untuk mengklasifikasi penyakit daun kopi dengan akurasi tinggi. Tahapan penelitian yang akan dilakukan ditunjukkan pada gambar 3.1



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

Berikut ini adalah penjelasan dari alur penelitian yang akan dilakukan oleh penulis dalam menyelesaikan penelitian ini:

3.3 Pengumpulan data

Penelitian ini menggunakan dataset citra daun kopi yang diperoleh dari kaggle. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Ethiopian Coffee Leaf Disease Dataset*. Dataset ini berisi citra daun kopi yang dikumpulkan dari

perkebunan kopi di Ethiopia. Dataset ini terdiri dari 11.130 citra daun kopi yang telah diberi label dan dikelompokkan ke dalam 4 kelas utama, yaitu *Healthy*, *Leaf Rust*, dan *Phoma*, *cercospora*.

Tabel 3. 1 Jumlah Dataset

Gambar	Nama Penyakit	Jumlah data
	Healthy	2782
	Phoma	2870
	Rust	2778
	Cercospora	2700

3.4 Praprocessing Data

Pada tahap *preprocessing*, dataset citra daun kopi terlebih dahulu dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data *training*, *validation*, dan *test*. Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih, divalidasi selama proses pelatihan, serta diuji performanya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya terdapat pada tabel

3.2. Setelah pembagian data, seluruh citra diubah ukurannya (resize) menjadi 224×224 piksel.

Selanjutnya, pada data *training* diterapkan teknik augmentasi citra untuk meningkatkan variasi data dan membantu model agar tidak mengalami *overfitting*. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi *horizontal flip* secara acak, rotasi citra hingga 10 derajat, serta perubahan *brightness* dan *contrast* menggunakan *color jitter*. Augmentasi ini hanya diterapkan pada data *training*, sedangkan data *validation* dan *testing* tidak mengalami augmentasi agar proses evaluasi model tetap objektif.

Tahap terakhir dalam preprocessing adalah memuat seluruh data menggunakan *DataLoader* dengan ukuran *batch* 32 agar proses pelatihan dapat dilakukan secara bertahap dan efisien oleh model.

Tabel 3. 2 Pembagian dataset

Kelas	Training (70%)	Testing (20%)	Validation (10%)
Healthy	1947	557	278
Rust	1944	557	277
Phoma	2008	575	287
Cercospora	1889	541	270

3.5 Implementasi Metode

Implementasi model pada penelitian ini dilakukan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan model ResNet34 sebagai *pre-trained model* melalui teknik *transfer learning*. Model yang telah

memiliki bobot awal dari dataset *ImageNet* kemudian disesuaikan dengan kebutuhan penelitian dengan mengganti lapisan *fully connected* terakhir sesuai jumlah kelas penyakit daun kopi. Proses pelatihan dilakukan menggunakan data *training*, sementara data *validation* digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan guna menghindari *overfitting*. Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data *testing* untuk mengevaluasi kemampuan klasifikasi citra daun kopi berdasarkan metrik akurasi, *classification report*, dan *confusion matrix*.

3.6 Hyperparameter

Hyperparameter merupakan parameter yang ditentukan sebelum proses pelatihan model dilakukan dan berfungsi untuk mengatur proses pembelajaran model agar dapat menghasilkan performa yang optimal. Beberapa *hyperparameter* yang umum digunakan dalam pelatihan model *deep learning* antara lain jumlah *epoch*, *batch size*, *learning rate*, dan *optimizer*.

Pada penelitian sebelumnya yang berjudul “Arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi” digunakan beberapa *hyperparameter* dalam proses pelatihan model, yaitu *epoch* sebanyak 12, dan *learning rate* sebesar 0.0001.

Selanjutnya pada penelitian lain yang berjudul “Implementasi Arsitektur ResNet-34 dalam Klasifikasi Gambar Penyakit pada Daun Kentang” digunakan *hyperparameter* berupa *epoch* sebanyak 50, *batch size* sebesar 32, *optimizer* Adam, serta *learning rate* sebesar 0,001. Kombinasi *hyperparameter* tersebut digunakan untuk memperoleh performa model yang optimal dalam proses klasifikasi citra.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu tersebut, penelitian ini juga melakukan pengaturan *hyperparameter* pada proses pelatihan model. Beberapa kombinasi *hyperparameter* diuji untuk memperoleh performa model terbaik. Setelah dilakukan beberapa percobaan, diperoleh kombinasi *hyperparameter* yang menghasilkan performa paling optimal pada model yang digunakan dalam penelitian ini. Berikut *hyperparameter* yang digunakan.

Tabel 3.3 Hyperparameter

Parameter	Value
Epoch	50
Batch size	32
optimizer	Adam
Learning rate	0.0001

3.7 Evaluasi

Evaluasi menggunakan *metrics Accuracy, Precision, Recall dan F1 Score* berdasarkan *Confussion Matrix* setelah diujikan pada data *testing*, dari hasil evaluasi ini untuk menentukan kelayakan metode yang digunakan.

1. Accuracy

Accuracy (akurasi) adalah nilai untuk mengetahui tingkat keakuratan sistem dalam mengklasifikasi data dengan benar.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (3.1)$$

2. Precision

Precision (presisi) adalah perbandingan jumlah data positif yang diklasifikasikan secara benar dengan total data yang diklasifikasikan positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3.2)$$

3. Recall

Recall adalah nilai untuk mengetahui berapa persen data kategori positif yang diklasifikasikan dengan benar oleh sistem.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3.3)$$

4. F1-Score

F1-Score adalah nilai *harmonic mean* dari *precision* dan *recall*, dengan nilai terbaik adalah 1.0 dan nilai terburuk adalah 0.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \times 100\% \quad (3.4)$$

5. Loss

Loss mengukur rata-rata kesalahan model selama pelatihan atau pengujian. *Loss* digunakan untuk mengetahui seberapa jauh prediksi model dari nilai aktual. Nilai *loss* yang lebih rendah menunjukkan performa model yang lebih baik.

$$H(p, q) = -\frac{1}{N} \sum_{(i=1)}^N \sum_k p_{i,k} \log q_{i,k} \quad (3.5)$$

3.8 Perancangan Sistem

Perancangan antarmuka pada penelitian ini bertujuan untuk memberikan gambaran awal mengenai tampilan aplikasi yang akan dikembangkan. Perancangan

ini masih bersifat konseptual dan digunakan sebagai acuan dalam proses implementasi sistem.

Pada tampilan yang dirancang, halaman utama menampilkan identitas aplikasi, deskripsi singkat, serta fitur utama berupa scan daun kopi. Pengguna dapat menambahkan gambar melalui tombol ambil foto atau pilih dari galeri. Selain itu, disediakan panduan penggunaan seperti pencahayaan, fokus, dan jarak untuk membantu pengguna mendapatkan hasil deteksi yang optimal.

Di bagian bawah juga dirancang menu navigasi yang terdiri dari fitur scan, riwayat, dan informasi penyakit. Perancangan ini menjadi acuan dalam proses pengembangan aplikasi agar sesuai dengan kebutuhan pengguna.



Gambar 3.2 Halaman Beranda

Selanjutnya Perancangan antarmuka halaman hasil deteksi dibuat untuk menampilkan *output* dari proses klasifikasi daun kopi secara jelas dan informatif. Pada bagian atas dirancang area untuk menampilkan gambar daun yang telah diinput oleh pengguna.

Selanjutnya, ditampilkan hasil diagnosis AI yang menunjukkan kategori kondisi daun, seperti *healthy*, beserta keterangan singkat terkait kondisi tersebut. Di bawahnya disediakan area tambahan untuk menampilkan informasi pendukung hasil deteksi.

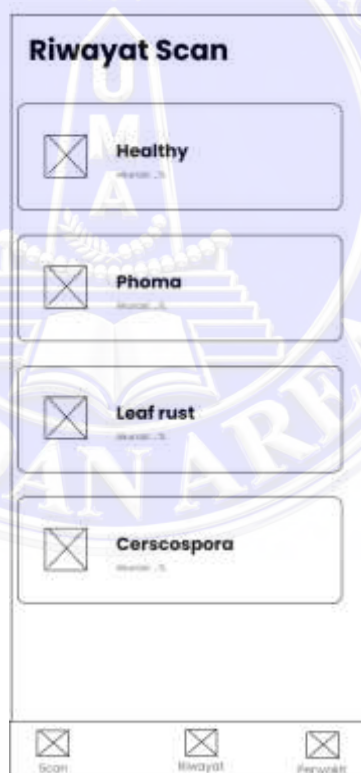
Selain itu, terdapat bagian “Tentang Penyakit” yang dirancang untuk memberikan penjelasan mengenai jenis penyakit yang terdeteksi. Pada bagian akhir, disediakan tombol untuk melakukan scan ulang agar pengguna dapat kembali melakukan proses deteksi. Perancangan ini bertujuan agar pengguna dapat memahami hasil analisis dengan mudah serta memperoleh informasi tambahan yang relevan. Berikut halaman hasil scan terlihat pada gambar 3.3



Gambar 3.3 Halaman Hasil Scan

Perancangan antarmuka halaman riwayat dibuat untuk menampilkan daftar hasil deteksi yang telah dilakukan oleh pengguna. Tampilan dirancang dalam bentuk daftar (*list*) yang memuat gambar daun, hasil klasifikasi, serta nilai akurasi dari setiap proses *scan*.

Selain itu, ditampilkan juga informasi waktu atau tanggal deteksi untuk memudahkan pengguna dalam mengingat dan menelusuri hasil sebelumnya. Struktur tampilan dibuat sederhana agar pengguna dapat dengan mudah membaca dan mengakses kembali data hasil deteksi. Perancangan ini bertujuan untuk menyediakan fitur penyimpanan hasil scan yang terorganisir dan mudah digunakan. Berikut halaman Riwayat terdapat pada Gambar 3.4



Gambar 3.4 Halaman Riwayat

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-34 mampu mengklasifikasikan penyakit pada daun kopi dengan sangat baik. Model yang dibangun berhasil mengenali empat kelas, yaitu *Healthy*, *Leaf Rust*, *Phoma*, dan *Cercospora* dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil pelatihan dan pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi *training* sebesar 99,44%, *validation* sebesar 98,56%, dan akurasi *testing* sebesar 98,83%, Selisih yang sangat kecil antara ketiga nilai tersebut menandakan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik, sehingga model mampu bekerja secara konsisten baik pada data yang sudah dikenal maupun data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Selain itu, berdasarkan hasil *confusion matrix*, sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar, dengan tingkat kesalahan yang relatif kecil yang umumnya terjadi pada kelas yang memiliki kemiripan karakteristik visual. Berdasarkan hasil *classification report*, seluruh kelas penyakit berhasil diklasifikasikan dengan nilai *F1-Score* di atas 0.97. Kelas *Phoma* mencapai performa terbaik dengan *F1-Score* sebesar 0.9991 dan *recall* sempurna sebesar 1.0000, sedangkan kelas *Leaf Rust* memperoleh nilai terendah namun masih sangat baik dengan *F1-Score* sebesar 0.9776. Kesalahan klasifikasi yang terjadi relatif

kecil dan umumnya terjadi pada kelas yang memiliki kemiripan karakteristik visual, seperti antara *Leaf Rust* dan *Cercospora*.

Implementasi model ke dalam aplikasi *mobile* juga menunjukkan bahwa sistem dapat berjalan dengan baik dan mampu memberikan hasil klasifikasi secara cepat dan akurat. Dengan demikian, tujuan penelitian ini telah tercapai, yaitu membangun sistem klasifikasi penyakit daun kopi berbasis *deep learning* yang efektif dan dapat digunakan sebagai alat bantu dalam mendeteksi penyakit tanaman kopi.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil dan keterbatasan penelitian ini, terdapat beberapa hal yang dapat dikembangkan pada penelitian selanjutnya. Penelitian berikutnya disarankan untuk menggunakan dataset primer yang diperoleh langsung dari perkebunan kopi di Indonesia agar model lebih merepresentasikan kondisi nyata di lapangan. Hal ini penting karena variasi pencahayaan, faktor geografis dan latar belakang, serta kualitas citra di lingkungan asli dapat mempengaruhi performa model.

Selain itu, penelitian selanjutnya dapat melakukan perbandingan dengan arsitektur *deep learning* lain untuk mengetahui model mana yang memberikan performa terbaik dalam klasifikasi penyakit daun kopi. Pengembangan lebih lanjut juga dapat dilakukan dengan melakukan optimasi *hyperparameter* secara lebih mendalam serta menambahkan teknik regularisasi untuk mengurangi kemungkinan terjadinya *overfitting*.

DAFTAR PUSTAKA

- Agus Supriyanto, R. Rizal Isnanto, & Oky Dwi Nurhayati. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Robusta Menggunakan Metode SVM dengan Ekstraksi Ciri GLCM. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 12(4), 241–248. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v12i4.8044>
- Al-Moosawi, N. M., & Khudeyer, R. S. (2021). ResNet-34/DR: A Residual Convolutional Neural Network for the Diagnosis of Diabetic Retinopathy. *Informatica (Slovenia)* 45(7), 115–124. <https://doi.org/10.31449/inf.v45i7.3774>
- Ardiansyah, A., & Hasan, N. F. (2023). Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Yolov7. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 12(1), 30–35. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v12i1.1545>
- Ardiansyah, A. S., & Nugroho, A. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Dengan Arsitektur MobileNetV2. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Bisnis*, 14(1), 66–73. <https://doi.org/10.47927/jikb.v14i1.622>
- Asrafil, A., Paliwang, A., Septian, M. R. D., Cahyanti, M., & Swedia, R. (2020). Klasifikasi Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 1410–3737, 207–212.
- Azizah, Q. N. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 2(1), 28–33. <https://doi.org/10.56211/sudo.v2i1.227>
- Cynthia, E. P., Saeed, A. H., Eka, M., & Nursalisah, F. (2025). Pengaruh Parameter Learning Rate terhadap Konvergensi Model Neural Network dalam Proses Pelatihan. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknik Informatika*, 1(1), 21–28.

<https://journals.raskhamedia.or.id/index.php/juiktiDOI:https://doi.org/99.9999/juikti.vxix.xxxx>

Ikhwanda, A., Elektro, F. T., Telkom, U., Magdalena, R., Elektro, F. T., Telkom, U., Saidah, S., Elektro, F. T., Telkom, U., Network, C. N., & Daun, P. (2025). *Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Kopi Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Mobilenet*. 12(3), 3871–3879.

Irfansyah, D., Mustikasari, M., & Suroso, A. (2021). Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 6(2), 87–92. <https://doi.org/10.30591/jpit.v6i2.2802>

Laksono, F. B. (2024). Deteksi penyakit tanaman dengan convolution neural network: Kombinasi arsitektur VGG16 dan ResNet34 untuk klasifikasi daun. *Jurnal Komputer Dan Teknologi Informasi*, 2(2), 72–79. <https://doi.org/10.26714/jkti.v2i2.13932>

Leonardo, V., & Milantara, N. (2023). *Hama Dan Penyakit Kopi Arabika (Coffea arabika) Di HKM Solok Radjo, Aie Dingin, Kecamatan Lembah Gumanti, Kabupaten Solok, Provinsi Sumatra Barat*. 12(1).

Milano, A. C. (2024). Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet-B6. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3855>

Nadila, S., Ritawati, S., Yenny, R. F., & Saylendra, A. (2025). *JInventarisasi dan identifikasi penyakit pada perkebunan kopi robusta (Coffea canephora) di kawasan Gunung Karang, Provinsi Banten*. 22, 368–385.

Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning

- Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1), 12–21.
- Pranatha, M. D., Maricar, M. A., & Setiawan, G. H. (2024). Implementasi Arsitektural Resnet-34 Dalam Klasifikasi Gambar Penyakit Pada Daun Kentang. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 6(3), 575–580. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v6i3.1431>
- Pratama, D. (2022). Jurnal Teknologi Terpadu LEARNING. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 8(1), 89–94.
- Sachi, H., Wijayanti, L., & Octaviani, S. (2023). Klasifikasi Gender Berdasarkan Gambar Menggunakan Metode Deep Learning Pada MATLAB. 16(2).
- Solehudin, M. A., Aditia Gerhana, Y., & Taufik, I. (2025). Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Arabika Berbasis Gambar Menggunakan Model Convolutional Neural Networks DenseNet121. *Journal of Information System Research*, 6(2), 881–890. <https://doi.org/10.47065/josh.v6i2.6407>
- Wahyuningtyas, B., Tritasmoro, I. I., & Ibrahim, N. (2022). Identifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Metode Local Binary Pattern Dan Random Forest. *E-Proceeding of Engineering*, 8(6), 2972–2980.
- Wasil, M., Harianto, H., & Fathurrahman, F. (2022). Effect of Epoch on Accuracy using Convolutional Neural Network for Fashion and Furniture Classification. *Infotek : Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 5(1), 53–61.
- Wildah, S. K., Latif, A., Mustopa, A., Suharyanto, S., Maulana, M. S., & Sasongko, A. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Menggunakan Kombinasi Haralick, Color Histogram dan Random Forest. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 11(1), 35. <https://doi.org/10.26418/justin.v11i1.60985>

LAMPIRAN

1. Kode Program

```

1 | # -*- coding: utf-8 -*-
2 | """
3 | Training model ResNet34 untuk klasifikasi daun kopi
4 | Disimpan di folder Google Drive
5 | """
6 |
7 | # =====
8 | # IMPORT LIBRARY
9 | # =====
10| import os
11| import torch
12| import torch.nn as nn
13| import torch.optim as optim
14| from torchvision import datasets, transforms, models
15| from torch.utils.data import DataLoader
16| from PIL import Image
17| import warnings
18| import matplotlib.pyplot as plt
19| import numpy as np
20|
21| from sklearn.metrics import (
22|     confusion_matrix,
23|     ConfusionMatrixDisplay,
24|     classification_report
25| )
26|
27| # =====
28| # SETTING WARNINGS PIL
29| # =====
30| Image.MAX_IMAGE_PIXELS = None
31| warnings.simplefilter('ignore',
32| Image.DecompressionBombWarning)
33|
34| # =====
35| # CEK DATASET
36| # =====
37| data_dir = "/content/coffee_leaf2"
38|
39| assert os.path.exists(data_dir), "✗ Folder dataset tidak
40| ditemukan!"
41| assert os.path.exists(os.path.join(data_dir, "train")), "✗
42| Folder train tidak ditemukan!"
43| assert os.path.exists(os.path.join(data_dir, "val")), "✗
44| Folder val tidak ditemukan!"
45| assert os.path.exists(os.path.join(data_dir, "test")), "✗
46| Folder test tidak ditemukan!"
47|
48| print("☑ Dataset ditemukan! Isi folder:",
49| os.listdir(data_dir))
50|
51| # =====
52| # DEVICE

```



```

47| # =====
48| device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else
"cpu")
49| print("Using device:", device)
50|
51| # =====
52| # NORMALISASI
53| # =====
54| normalize = transforms.Normalize(
55|     mean=[0.485, 0.456, 0.406],
56|     std=[0.229, 0.224, 0.225]
57| )
58|
59| # =====
60| # TRANSFORMASI DATA
61| # =====
62| train_transforms = transforms.Compose([
63|     transforms.Resize((224, 224)),
64|     transforms.RandomHorizontalFlip(),
65|     transforms.RandomRotation(10),
66|     transforms.ColorJitter(brightness=0.2, contrast=0.2),
67|     transforms.ToTensor(),
68|     normalize
69| ])
70|
71| val_transforms = transforms.Compose([
72|     transforms.Resize((224, 224)),
73|     transforms.ToTensor(),
74|     normalize
75| ])
76|
77| # =====
78| # LOAD DATASET
79| # =====
80| train_dataset = datasets.ImageFolder(os.path.join(data_dir,
"train"), transform=train_transforms)
81| val_dataset = datasets.ImageFolder(os.path.join(data_dir,
"val"), transform=val_transforms)
82| test_dataset = datasets.ImageFolder(os.path.join(data_dir,
"test"), transform=val_transforms)
83|
84| train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=32,
shuffle=True, num_workers=2)
85| val_loader = DataLoader(val_dataset, batch_size=32,
shuffle=False, num_workers=2)
86| test_loader = DataLoader(test_dataset, batch_size=32,
shuffle=False, num_workers=2)
87|
88| class_names = train_dataset.classes
89| num_classes = len(class_names)
90|
91| print("Classes:", class_names)
92| print("Jumlah kelas:", num_classes)
93|
94| # =====
95| # MODEL
96| # =====
97| model =
models.resnet34(weights=models.ResNet34_Weights.DEFAULT)

```

```

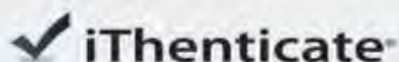
98| model.fc = nn.Linear(model.fc.in_features, num_classes)
99| model = model.to(device)
100|
101| # =====
102| # LOSS & OPTIMIZER
103| # =====
104| criterion = nn.CrossEntropyLoss()
105| optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.0001)
106|
107| # =====
108| # HISTORY
109| # =====
110| train_losses = []
111| val_losses = []
112| train_accuracies = []
113| val_accuracies = []
114|
115| # =====
116| # TRAINING LOOP
117| # =====
118| num_epochs = 50
119|
120| for epoch in range(num_epochs):
121|
122|     # ----- TRAIN -----
123|     model.train()
124|     running_loss = 0.0
125|     running_corrects = 0
126|
127|     for inputs, labels in train_loader:
128|         inputs = inputs.to(device)
129|         labels = labels.to(device)
130|
131|         optimizer.zero_grad()
132|         outputs = model(inputs)
133|         loss = criterion(outputs, labels)
134|
135|         loss.backward()
136|         optimizer.step()
137|
138|         _, preds = torch.max(outputs, 1)
139|         running_loss += loss.item() * inputs.size(0)
140|         running_corrects += torch.sum(preds == labels.data)
141|
142|     epoch_loss = running_loss / len(train_dataset)
143|     epoch_acc = running_corrects.double() /
len(train_dataset)
144|
145|     # ----- VALIDATION -----
146|     model.eval()
147|     val_loss = 0.0
148|     val_corrects = 0
149|
150|     with torch.no_grad():
151|         for inputs, labels in val_loader:
152|             inputs = inputs.to(device)
153|             labels = labels.to(device)
154|
155|             outputs = model(inputs)

```

```

156|         loss = criterion(outputs, labels)
157|
158|         _, preds = torch.max(outputs, 1)
159|         val_loss += loss.item() * inputs.size(0)
160|         val_corrects += torch.sum(preds == labels.data)
161|
162|     val_epoch_loss = val_loss / len(val_dataset)
163|     val_epoch_acc = val_corrects.double() / len(val_dataset)
164|
165|     train_losses.append(epoch_loss)
166|     val_losses.append(val_epoch_loss)
167|     train_accuracies.append(epoch_acc.item())
168|     val_accuracies.append(val_epoch_acc.item())
169|
170|     print(
171|         f"Epoch [{epoch+1}/{num_epochs}] "
172|         f"Train Loss: {epoch_loss:.4f} | Train Acc:
{epoch_acc:.4f} "
173|         f"Val Loss: {val_epoch_loss:.4f} | Val Acc:
{val_epoch_acc:.4f}"
174|     )
175|
176|     # =====
177|     # TEST EVALUATION
178|     # =====
179|     print("\nEvaluating on TEST set...")
180|
181|     all_preds = []
182|     all_labels = []
183|
184|     model.eval()
185|     with torch.no_grad():
186|         for inputs, labels in test_loader:
187|             inputs = inputs.to(device)
188|             labels = labels.to(device)
189|
190|             outputs = model(inputs)
191|             _, preds = torch.max(outputs, 1)
192|
193|             all_preds.extend(preds.cpu().numpy())
194|             all_labels.extend(labels.cpu().numpy())
195|
196|     correct = np.sum(np.array(all_preds) == np.array(all_labels))
197|     test_acc = correct / len(all_labels)
198|
199|     print("TEST Accuracy:", test_acc)
200|
201|     # =====
202|     # CLASSIFICATION REPORT
203|     # =====
204|     print("\n===== CLASSIFICATION REPORT (TEST SET)
=====\\n")
205|     print(
206|         classification_report(
207|             all_labels,
208|             all_preds,
209|             target_names=class_names,
210|             digits=4
211|         )

```



Similarity Report ID: oid:29477:140306621

PAPER NAME

CESSY CINDI REGINA SITUMORANG.pdf

AUTHOR

CESSY CINDI REGINA SITUMORANG

WORD COUNT

8831 Words

CHARACTER COUNT

59372 Characters

PAGE COUNT

63 Pages

FILE SIZE

1.1MB

SUBMISSION DATE

May 25, 2026 10:08 AM GMT+7

REPORT DATE

May 25, 2026 10:10 AM GMT+7

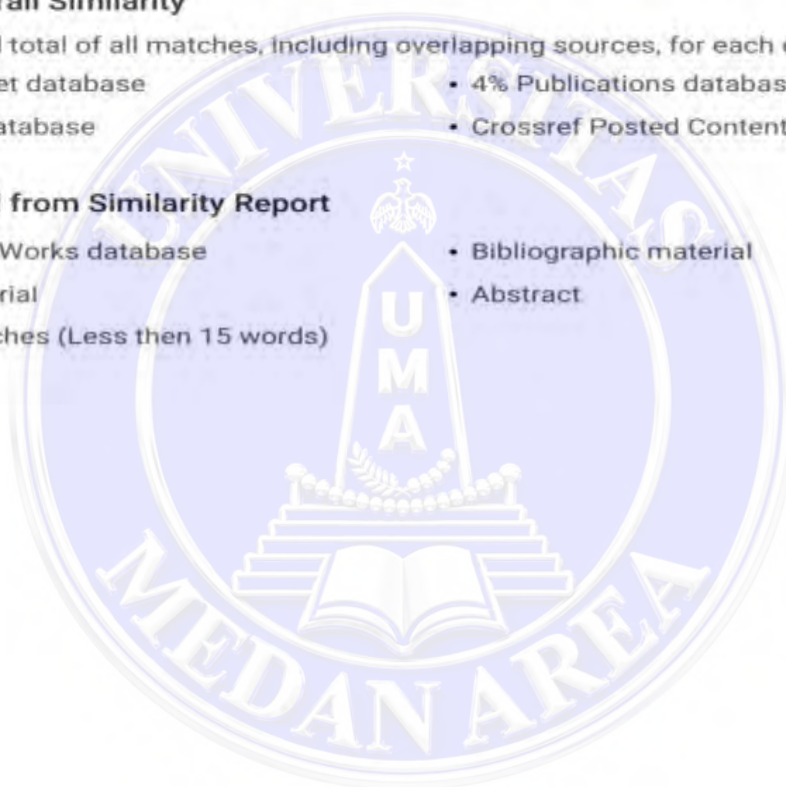
17% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 16% Internet database
- 4% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database

Excluded from Similarity Report

- Submitted Works database
- Bibliographic material
- Cited material
- Abstract
- Small Matches (Less than 15 words)



Summary



UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate / Jalan Gedung PBSI, Medan 20223
 Kampus II : Jalan Sei Serayu Nomor 70 A / Jalan Setia Budi Nomor 79 B, Medan 20112 Telepon : (061) 8225602, 820199-
 Fax : (061) 8226331 HP : 0811 607 259 website: www.uma.ac.id Email : univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 2568/FT/01.10/X/2025
 Lampiran : -
 Hal : **Pembimbing Tugas Akhir**

14 Oktober 2025

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

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

Nama : CESSY CINDI REGINA SITUMORANG
 NIM : 228160027
 Jurusan : TEKNIK INFORMATIKA

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :

SUSILAWATI S.Kom, M.Kom (Sebagai Pembimbing)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

Pendekatan Arsitektur ResNet-34 Pada CNN Untuk Meningkatkan Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Daun Kopi Robusta

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

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Dekan,



Dr Eng. Supriatno.ST, MT.



UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, Medan, 20223
 Kampus II : Jalan Sotiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 42402994, Medan, 20122
 Website : www.teknik.uma.ac.id E-mail : univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 356/FT.6/01.10/XII/2025
 Lamp : -
 Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

8 Desember 2025

Yth. Wakil Rektor Bidang Mutu Sumber Daya Manusia dan Perekonomian
 Jln. Kolam No.1
 Di
 Medan

Dengan hormat, kami mohon kesediaan bapak kiranya berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	N A M A	N P M	PRODI
1	Cessy Cindi Regina Situmorang	228160027	Teknik Informatika

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir di **Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area.**

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan Ilmiah dan Skripsi, yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul :

Pendekatan Arsitektur ResNet-34 untuk Meningkatkan Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Kopi.

Mohon kiranya tanggal Surat Izin Pengambilan Data Tugas Akhir agar disesuaikan dengan tanggal Terbitnya Surat ini.

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

Dekan



Tembusan :
 1. Ka. BPMPP
 2. Mahasiswa
 3. File



SURAT KETERANGAN SELESAI PENELITIAN

Nomor : 296/UMA/B/01.7/II/2026

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dr. Ir. Rahmad Syah, M.Kom, IPM, ASEAN Eng, APEC Eng
Jabatan : Wakil Rektor Bidang Mutu Sumber Daya dan Perekonomian
NIDN : 0105058804

Dengan ini menerangkan bahwa mahasiswa yang Namanya tercantum di bawah ini :

Nama : Cessy Cindi Regina Situmorang
NPM : 228160027
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Status : (Mahasiswa / Dosen / Peneliti)

Telah melaksanakan dan menyelesaikan riset (penelitian) di lingkungan Universitas Medan Area dengan incian sebagai berikut:

Judul Penelitian : Pendekatan Arsitektur *ResNet-34* untuk Meningkatkan Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Kopi
Lokasi Penelitian : Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area
Hasil Penelitian : Berdasarkan penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa pengujian model *ResNet34* pada Dataset A dengan 50 epoch dan learning rate 0,0001 menunjukkan performa yang sangat impresif dan stabil dengan akurasi pengujian mencapai 99,23%. Hasil evaluasi melalui grafik akurasi dan loss, serta confusion matrix dan classification report, membuktikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik tanpa gejala overfitting yang signifikan dalam mengklasifikasikan tiga jenis daun kopi (Healthy leaves, Leaf rust, dan Phoma). Keberhasilan ini juga didukung oleh nilai precision, recall, dan F1-score yang hampir mencapai 1 di seluruh kelas, yang menandakan tingkat kesalahan prediksi yang sangat rendah dan konsistensi model yang tinggi dalam mengenali pola data.
Waktu Pelaksanaan : Desember 2025

Berdasarkan laporan hasil riset dan verifikasi data yang kami terima, yang bersangkutan telah menyelesaikan seluruh rangkaian kegiatan penelitiannya dengan baik.

Demikian surat ini diterbitkan untuk dapat digunakan seperlunya.



Dr. Ir. Rahmad Syah, M.Kom,
IPM, ASEAN Eng, APEC Eng