



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT DAUN JAGUNG MENGUNAKAN *DEEP NEURAL NETWORK* DENGAN AUGMENTASI DATA

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer pada
Program Studi Sistem Informasi



Oleh:

IRMA FITRIANI

12250325541



UIN SUSKA RIAU

UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU

PEKANBARU

2026

LEMBAR PERSETUJUAN
KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT DAUN JAGUNG
MENGGUNAKAN *DEEP NEURAL NETWORK* DENGAN
AUGMENTASI DATA

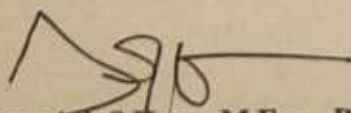
TUGAS AKHIR

Oleh:

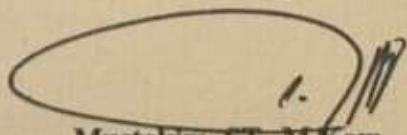
IRMA FITRIANI
12250325541

Telah diperiksa dan disetujui sebagai laporan tugas akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 19 Januari 2026

Ketua Program Studi


Angraeni, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

Pembimbing


Mustakim, ST., M.Kom.
NIP. 198807022025211003

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT DAUN JAGUNG MENGUNAKAN *DEEP NEURAL NETWORK* DENGAN AUGMENTASI DATA

TUGAS AKHIR

Oleh:

IRMA FITRIANI

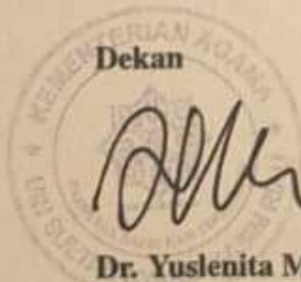
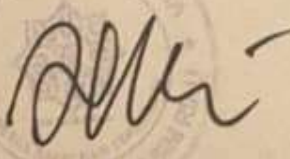
12250325541

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
di Pekanbaru, pada tanggal 07 Januari 2026

Pekanbaru, 07 Januari 2026

Mengesahkan,

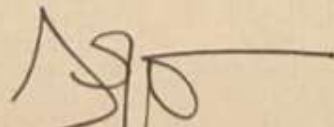
Dekan



Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc.

NIP. 197701032007102001

Ketua Program Studi



Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

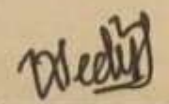
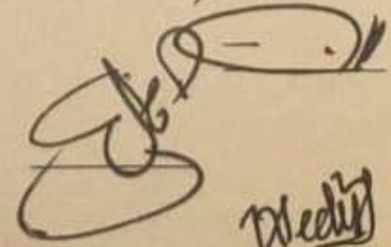
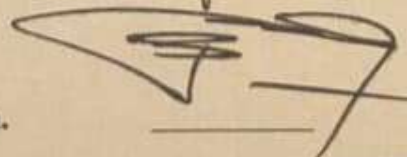
DEWAN PENGUJI:

Ketua : Eki Saputra, S.Kom., M.Kom.

Sekretaris : Mustakim, ST., M.Kom.

Anggota 1 : M. Afdal, ST., M.Kom.

Anggota 2 : Medyantiwi Rahmawita, ST., M.Kom.



Lampiran Surat:

Nomor : Nomor 25/2021

Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Irma Fitriani

NIM : 12250325541

Tempat/Tgl. Lahir : Air Molek/ 10 April 2004

Fakultas/Pascasarjana : Sains dan Teknologi

Prodi : Sistem Informasi

Judul Skripsi :

KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT DAUN JAGUNG MENGGUNAKAN *DEEP NEURAL NETWORK* DENGAN AUGMENTASI DATA

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa :

1. Penulisan Skripsi dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu Skripsi saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apabila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan Skripsi saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 19 Januari 2026

Saya membuat pernyataan



Irma Fitriani

NIM: 12250325541



LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum, dengan ketentuan bahwa hak cipta ada pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan atas izin penulis dan harus dilakukan mengikuti kaedah dan kebiasaan ilmiah serta menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin tertulis dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan dapat meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya dengan mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam pada *form* peminjaman.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.





LEMBAR PERNYATAAN

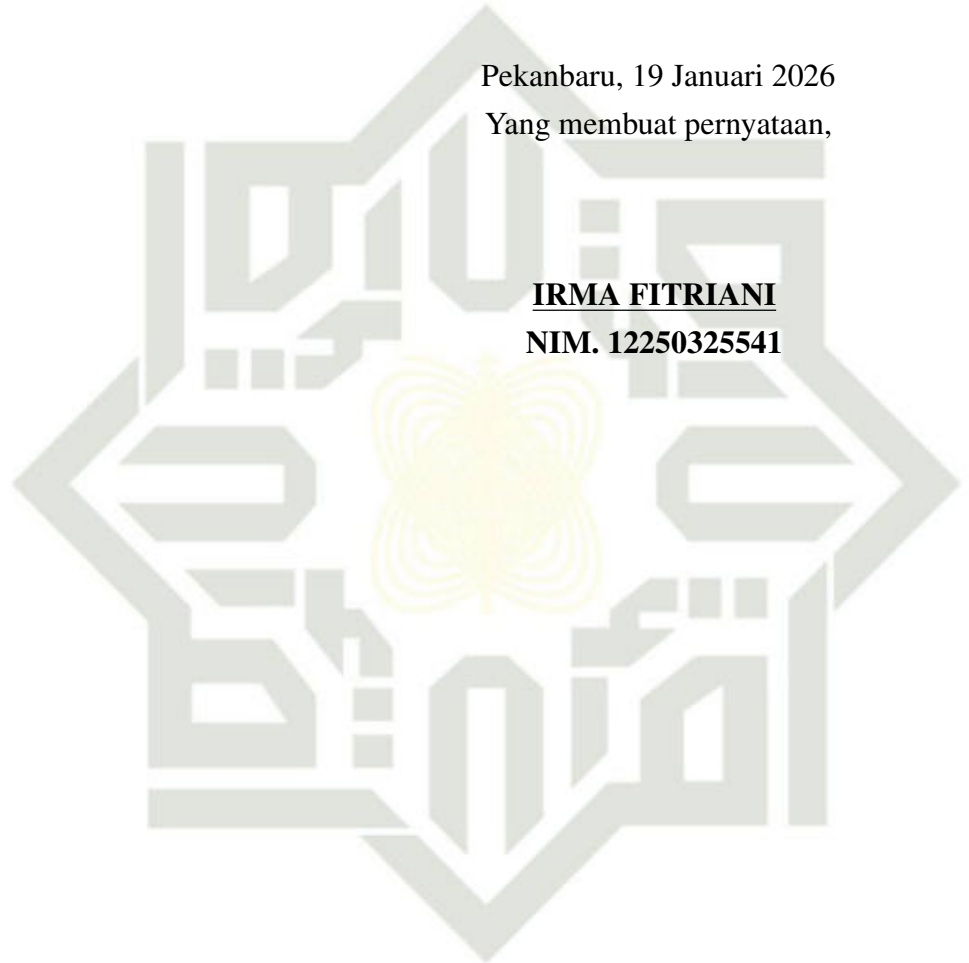
Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan di dalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 19 Januari 2026

Yang membuat pernyataan,

IRMA FITRIANI

NIM. 12250325541



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



LEMBAR PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan menyebut nama Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah Rabbil 'Alamiin, puji dan syukur saya ucapkan kehadiran Allah SWT Tuhan semesta alam atas segala nikmat, rahmat, karunia serta kesempatan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Tidak lupa shalawat dan salam saya ucapkan kepada Nabi Muhammad SAW dengan mengucapkan *Allahumma Sholli'ala Sayyidina Muhammad Wa'ala Ali Sayyidina Muhammad*.

Pada kesempatan ini izinkan saya mempersembahkan Tugas Akhir ini kepada orang yang sangat berarti dalam kehidupan saya sebagai salah satu bentuk bakti serta pengukir senyum di wajah orang yang paling berjasa. Terimakasih kepada Ayah tercinta Genta Purnama dan Ibu tercinta Dahlia, terimakasih banyak atas semua kasih sayang yang tak terhingga, do'a yang tiada putusnya. Peneliti juga mengucapkan terima kasih kepada keluarga tercinta, yaitu Abang Ghazali Af-dal, Adik Warizky, Nayla Rifana Aida dan Fadhlana Permana, yang selalu memberikan semangat, dukungan moral, serta energi positif kepada peneliti selama proses penyusunan Tugas Akhir ini.

Ucapan terima kasih dan penghargaan setinggi-tingginya peneliti sampaikan kepada dosen pembimbing Tugas Akhir, Bapak Mustakim, ST., M.Kom., atas kesabaran, bimbingan, arahan, serta waktu yang telah diberikan kepada peneliti dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan keberkahan, rahmat, dan kesehatan kepada beliau serta kepada kita semua.

Akhir kata, peneliti berharap semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat dan menjadi langkah awal bagi peneliti untuk terus belajar, berkarya, dan berkontribusi secara positif di masa yang akan datang. Aamiin ya Rabbal 'Alamiin.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh



KATA PENGANTAR

Assalammu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Puji dan syukur peneliti panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, karunia, dan hidayah-Nya, sehingga peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Klasifikasi Citra Penyakit Daun Jagung Menggunakan *Deep Neural Network* Dengan Augmentasi Data” dengan baik. Penyusunan Tugas Akhir ini merupakan salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan Strata Satu (S1) pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi.

Peneliti menyadari bahwa penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dukungan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini peneliti menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setulus-tulusnya kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti, MS, SE., M.Si., Ak., CA., sebagai Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Ibu Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc., sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Ibu Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D., sebagai Ketua Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
4. Ibu Siti Monalisa, ST., M.Kom. sebagai Pembimbing Akademik yang telah membimbing dan memberikan arahan serta masukan dari awal memulai perkuliahan hingga akan diselesaikannya masa perkuliahan ini.
5. Bapak Mustakim, ST., M.Kom., sebagai dosen pembimbing Tugas Akhir saya yang telah berkenan membimbing, mengarahkan dan memberi kemudahan peneliti dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.
6. Bapak M.Afdal, ST., M.Kom. sebagai Koordinator Tugas Akhir Program Studi Sistem Informasi sekaligus Dosen Penguji I yang telah banyak memberikan arahan dan masukan dalam penulisan Laporan Tugas Akhir ini.
7. Ibu Medyantiwi Rahmawita M, ST., M.Kom. sebagai Koordinator Kerja Praktek Program Studi Sistem Informasi sekaligus Dosen Penguji II Tugas Akhir yang memberikan arahan, kritik dan saran yang bermanfaat dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
8. Bapak Eki Saputra, S.Kom., M.Kom. sebagai Ketua Sidang yang memimpin Sidang Tugas Akhir yang memberikan arahan, kritik dan saran yang bermanfaat dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

9. Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang senantiasa memberikan ilmu yang bermanfaat serta memberikan semangat kepada peneliti.
10. Teristimewa untuk keluarga peneliti yakni Ayahanda, Ibunda, Abang dan Adik-Adik tercinta yang selalu memberikan doa, support, motivasi, nasihat, semangat, sehingga peneliti dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.
11. Sahabat peneliti saudara Fatiha Fawwaz Nur, Jessy Fitrianti, Ekatri Yulisara, Nayla Husna Ryanda, serta kakak sekaligus sahabat yaitu saudara Agnesha Oktavia Fadillah yang selalu memberikan semangat, dukungan, dan doa sehingga peneliti dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.
12. Teman seperjuangan peneliti, yaitu Girl Squad yang terdiri atas Devi, Rif-sya, Emil, Mutiara, dan Farah. Kebersamaan, semangat, dukungan, serta berbagi cerita dan canda yang dibagikan sedari awal masa perkuliahan serta pengalaman berharga bagi Peneliti dalam menyelesaikan studi dan penyusunan Tugas Akhir ini.
13. Seluruh teman-teman sistem informasi angkatan 2022 kelas B yang selalu kebersamai proses perkuliahan ini dari awal hingga akhir.
14. Keluarga Besar Puzzle Research Data Technology (PREDATECH) yang tidak dapat Peneliti sebutkan satu per satu. Peneliti menyampaikan apresiasi dan terima kasih yang sebesar-besarnya atas dukungan selama proses penelitian dan penyusunan Tugas Akhir ini.

Dalam penulisan laporan ini masih banyak kesalahan dan kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang sifatnya membangun sangat diharapkan untuk kesempurnaan laporan ini. Kritik dan saran atau pertanyaan dapat diajukan melalui email penulis 12250325541@students.uin-suska.ac.id. Semoga laporan ini dapat memberikan sesuatu yang bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya. *Aamiin.*

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakaatuh

Pekanbaru, 19 Januari 2026

Penulis,

IRMA FITRIANI
NIM. 12250325541



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT DAUN JAGUNG MENGUNAKAN *DEEP NEURAL NETWORK* DENGAN AUGMENTASI DATA

IRMA FITRIANI
NIM: 12250325541

Tanggal Sidang: 07 Januari 2026
Periode Wisuda:

Program Studi Sistem Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. Soebrantas, No. 155, Pekanbaru

ABSTRAK

Penyakit daun jagung merupakan salah satu faktor utama yang menyebabkan penurunan produktivitas tanaman dan berdampak pada ketahanan pangan. Identifikasi penyakit secara manual masih memiliki keterbatasan dari sisi waktu, akurasi, sehingga diperlukan pendekatan otomatis yang lebih efektif. Diperlukan sistem klasifikasi citra penyakit daun jagung berbasis DNN guna mendukung deteksi dini yang cepat dan akurat. Penelitian ini menggunakan empat kelas citra daun jagung, yaitu bercak daun, bulai daun, karat daun, dan daun sehat. Dataset diperoleh dari repositori publik dan dikombinasikan dengan data lapangan sebagai data pengujian. Pemodelan dilakukan menggunakan arsitektur DNN, yaitu ResNet50 dan DenseNet169, dengan variasi optimizer (Adam, Nadam, SGD, RMSprop, dan Adamax), learning rate, serta skenario pembagian data 80:20 dan 90:10. Teknik augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan confusion matrix dan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta ROC curve. Hasil penelitian menunjukkan bahwa augmentasi data dan pemilihan optimizer berpengaruh signifikan terhadap performa model. Konfigurasi terbaik diperoleh pada arsitektur ResNet50 dengan optimizer RMSprop dan learning rate 0.001 pada skenario pembagian data 90:10 dengan augmentasi data, yang menghasilkan akurasi sebesar 99,21%. Model terbaik selanjutnya diimplementasikan dalam sistem klasifikasi berbasis web menggunakan framework Flask.

Kata Kunci: Augmentasi Data, Deep Neural Network, Klasifikasi Citra, Penyakit Daun Jagung



CLASSIFICATION OF CORN LEAF DISEASE IMAGES USING DEEP NEURAL NETWORK WITH DATA AUGMENTATION

IRMA FITRIANI
NIM: 12250325541

Date of Final Exam: January 07th 2026
Graduation Period:

Department of Information System
Faculty of Science and Technology
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau
Soebrantas Street, No. 155, Pekanbaru

ABSTRACT

Corn leaf disease is one of the main factors causing a decline in crop productivity and impacting food security. Manual disease identification still has limitations in terms of time and accuracy, so a more effective automated approach is needed. A DNN-based corn leaf disease image classification system is needed to support fast and accurate early detection. This study uses four classes of corn leaf images, namely leaf spots, leaf blight, leaf rust, and healthy leaves. The dataset was obtained from public repositories and combined with field data as test data. Modeling was performed using two DNN architectures, namely ResNet50 and DenseNet169, with variations in optimizers (Adam, Nadam, SGD, RMSprop, and Adamax), learning rates, and data division scenarios of 80:20 and 90:10. Data augmentation techniques were applied to improve the model's generalization ability. Performance evaluation was conducted using a confusion matrix and accuracy, precision, recall, F1-score, and ROC curve metrics. The results showed that data augmentation and optimizer selection had a significant effect on model performance. The best configuration was obtained with the ResNet50 architecture, the RMSprop optimizer, and a learning rate of 0.001 in the 90:10 data split scenario with data augmentation, which resulted in an accuracy of 99.21%. The best model was then implemented in a web-based classification system using the Flask framework.

Keywords: Data Augmentation, Deep Neural Network, Image Classification, Corn Leaf Disease



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR SINGKATAN	xviii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan	4
1.5 Manfaat	5
1.6 Sistematika Penulisan	5
2 LANDASAN TEORI	7
2.1 Penyakit Daun Jagung	7
2.2 <i>Leaf Spot</i> (Bercak Daun)	7
2.2.1 Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi	7
2.2.2 Ciri-Ciri Visual Bercak Daun	7
2.2.3 Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra	8



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.2.4	Cara Penanganan Bercak Daun	8
2.3	<i>Northern Corn Leaf Blight</i> (Bulai Daun)	8
2.3.1	Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi	9
2.3.2	Ciri-Ciri Visual Bulai Daun	9
2.3.3	Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra	9
2.3.4	Cara Penanganan Bulai Daun	10
2.4	<i>Common Rust</i> (Karat Daun)	10
2.4.1	Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi	11
2.4.2	Ciri-Ciri Visual Karat Daun	11
2.4.3	Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra	11
2.4.4	Cara Penanganan Karat Daun	11
2.5	<i>Healthy</i> (Daun Sehat)	12
2.5.1	Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi	12
2.5.2	Ciri-Ciri Visual Daun Sehat	12
2.5.3	Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra	12
2.6	<i>Data Mining</i>	13
2.7	<i>Deep Learning</i>	13
2.8	<i>Deep Neural Network</i> (DNN)	14
2.9	<i>Architecture</i>	15
2.9.1	ResNet-50 Architecture	15
2.9.2	DenseNet169 Architecture	16
2.10	<i>Augmentation Data</i>	16
2.11	<i>Optimizer</i>	17
2.11.1	<i>Adam Optimizer</i>	17
2.11.2	<i>Nadam Optimizer</i>	18
2.11.3	<i>SGD Optimizer</i>	19
2.11.4	<i>RMSprop Optimizer</i>	20
2.11.5	<i>Adamax Optimizer</i>	20
2.12	<i>Hyperparameter</i>	21
2.13	<i>Confusion Matrix</i>	21
2.14	<i>Framework Flask</i>	22
2.15	Penelitian Terdahulu	22
3	METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1	Tahap Perencanaan	28
3.1.1	Identifikasi Permasalahan	28



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3.1.2	Menentukan Tujuan Penelitian	28
3.1.3	Menentukan Batasan Masalah	28
3.1.4	Studi Literatur	28
3.2	Tahap Persiapan Data	29
3.2.1	Pengumpulan <i>Dataset</i> (publik dan lapangan)	29
3.2.2	Pembersihan Data (<i>Cleaning Data</i>)	29
3.2.3	Pembagian Data (<i>Hold Out</i>)	29
3.2.4	Preprocessing dan Augmentasi Gambar	30
3.3	Pengembangan dan Pelatihan Model	30
3.3.1	Pemodelan Arsitektur DNN	30
3.3.2	Arsitektur ResNet50	30
3.3.3	Arsitektur DenseNet169	32
3.3.4	Penyesuaian <i>Hyperparameter</i>	33
3.4	Evaluasi Model	34
3.4.1	Evaluasi Performa Model	34
3.4.2	Hasil	34
3.5	Tahap <i>Deployment</i>	34
3.6	Dokumentasi dan Laporan Akhir	34
4	HASIL DAN PEMBAHASAN	35
4.1	Analisis Tahap Perencanaan	35
4.1.1	Identifikasi Permasalahan	35
4.1.2	Tujuan dan Batasan Penelitian	35
4.2	Tahap Pengumpulan Data	37
4.2.1	<i>Dataset</i> Publik (<i>Training</i>)	37
4.2.2	<i>Dataset</i> Lapangan (<i>Testing</i>)	38
4.3	Tahap Persiapan Data	39
4.3.1	Pembersihan Data	39
4.3.2	Pembagian Data	39
4.3.3	<i>Preprocessing</i> dan Augmentasi Data	41
4.3.4	<i>Preprocessing</i> Tanpa Augmentasi (ResNet50 dan DenseNet169)	41
4.3.5	<i>Preprocessing</i> dan Augmentasi ResNet50	41
4.3.6	<i>Preprocessing</i> dan Augmentasi DenseNet169	41
4.4	Implementasi Pemodelan DNN	42
4.5	Hasil dan Evaluasi Pelatihan Model	45

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

4.5.1	Hasil Pelatihan Model	45
4.5.2	Evaluasi Pelatihan Model	53
4.6	Perbandingan dan Analisis Hasil	59
4.6.1	Rekapitulasi Model Terbaik	59
4.6.2	Pengaruh <i>Preprocessing Input</i>	60
4.6.3	Pengaruh Augmentasi Data	61
4.6.4	Analisis Komparatif Arsitektur dan <i>Optimizer</i>	61
4.6.5	Penentuan Model Terbaik untuk Deployment	62
4.7	Diskusi Penelitian	63
4.8	Tahap Deployment	64
4.8.1	Lingkungan Implementai	64
4.8.2	Batasan Implementasi	65
4.8.3	Implementasi Sistem	65
4.8.4	Tahap <i>Testing</i>	67
5	PENUTUP	69
5.1	Kesimpulan	69
5.2	Saran	69

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN A	SURAT IZIN PENELITIAN	A - 2
LAMPIRAN B	SURAT BALASAN PENELITIAN	B - 1
LAMPIRAN C	BERITA ACARA WAWANCARA	C - 1
LAMPIRAN D	TRANSKRIP WAWANCARA	D - 1
LAMPIRAN E	DOKUMENTASI	E - 1

DAFTAR GAMBAR

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.1	Penyakit <i>Leaf Spot</i> (Bercak Daun)	8
2.2	Penyakit <i>Northern Corn Leaf Blight</i> (Bulai Daun)	10
2.3	Penyakit <i>Common Rust</i> (Karat Daun)	11
2.4	Daun Jagung <i>Healthy</i> (Daun Sehat)	13
2.5	Struktur <i>Deep Neural Network</i> (DNN)	14
2.6	Lapisan Arsitektur ResNet-50	15
2.7	Lapisan Arsitektur ResNet-50	16
3.1	Metodologi Penelitian	27
3.2	Alur Pemodelan ResNet50 dengan Augmentasi Data	31
3.3	Alur Pemodelan ResNet50 Tanpa Augmentasi Data	31
3.4	Alur Pemodelan DenseNet169 dengan Augmentasi Data	32
3.5	Alur Pemodelan DenseNet169 Tanpa Augmentasi Data	33
4.1	Visualisasi <i>Dataset</i> Publik	37
4.2	Visualisasi <i>Dataset</i> Lapangan	38
4.3	Visualisasi Augmentasi Data Tiap Kelas	42
4.4	Grafik Model Loss dan Akurasi Percobaan ke-43 Pembagian 80:20 Tanpa Augmentasi Data	54
4.5	<i>Confusion Matrix</i> Percobaan ke-43 Pembagian 80:20 Tanpa Augmentasi Data	54
4.6	ROC Curve Percobaan ke-43 Pembagian 80:20 Tanpa Augmentasi Data	54
4.7	Grafik Model Loss dan Akurasi Percobaan ke-8 Pembagian 80:20 Dengan Augmentasi Data	55
4.8	<i>Confusion Matrix</i> Percobaan ke-8 Pembagian 80:20 Dengan Augmentasi Data	55
4.9	ROC Curve Percobaan ke-8 Pembagian 80:20 Dengan Augmentasi Data	56
4.10	Grafik Model Loss dan Akurasi Percobaan ke-34 Pembagian 90:10 Tanpa Augmentasi Data	56
4.11	<i>Confusion Matrix</i> Percobaan ke-34 Pembagian 90:10 Tanpa Augmentasi Data	57
4.12	ROC Curve Percobaan ke-34 Pembagian 90:10 Tanpa Augmentasi Data	57

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

4.13 Grafik Model Loss dan Akurasi Percobaan ke-18 Pembagian 90:10 Dengan Augmentasi Data	58
4.14 <i>Confusion Matrix</i> Percobaan ke-18 Pembagian 90:10 Dengan Augmentasi Data	58
4.15 ROC Curve Percobaan ke-18 Pembagian 90:10 Dengan Augmentasi Data	58
4.16 Perbandingan Rata-rata Akurasi Arsitektur	61
4.17 Perbandingan Rata-rata Akurasi <i>Optimizer</i>	62
4.18 Halaman Utama Sistem	66
4.19 Pemilihan Citra Daun Jagung	66
4.20 Tampilan Citra Daun Jagung Sebelum Proses Prediksi	67
4.21 Tampilan Hasil Prediksi Klasifikasi Penyakit Daun Jagung	67
A.1 Surat Izin Penelitian	A - 2
B.1 Surat Balasan Penelitian	B - 1
C.1 Berita Acara Wawancara	C - 1



DAFTAR TABEL

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.1	Penelitian Terkait Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman	24
3.1	<i>Hyperparameter</i> yang Digunakan	33
4.1	Analisis Tujuan dan Batasan Penelitian	36
4.2	Distribusi <i>Dataset</i> Publik	37
4.3	Distribusi <i>Dataset</i> Lapangan	38
4.4	Distribusi Pembagian Data <i>Holdout</i> 80:10:10	39
4.5	Distribusi Pembagian Data <i>Holdout</i> 90:5:5	40
4.6	<i>Library Phyton</i> yang Digunakan	43
4.7	Hasil <i>Training</i> 80:20 Tanpa Augmentasi Data	45
4.8	Hasil <i>Training</i> 80:20 Dengan Augmentasi Data	47
4.9	Hasil <i>Training</i> 90:10 Tanpa Augmentasi Data	49
4.10	Hasil <i>Training</i> 90:10 Dengan Augmentasi Data	51
4.11	Rekapitulasi Model Terbaik	59
4.12	Model Terbaik Tiap Skenario Percobaan	63
4.13	Perangkat Lunak dan Perangkat Keras	64
4.13	Perangkat Lunak dan Perangkat Keras	65
4.14	Hasil Pengujian Sistem Menggunakan Data Primer	68



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR SINGKATAN

DNN	: <i>Deep Neural Network</i>
ResNet	: <i>Residual Network</i>
DenseNet	: <i>Densely Connected Convolutional Network</i>
Adam	: <i>Adaptive Moment Estimation</i>
Nadam	: <i>Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation</i>
RMSprop	: <i>Root Mean Square Propagation</i>
Adamax	: <i>Adaptive Moment Estimation with Infinity Norm</i>
AUC	: <i>Area Under the Curve</i>
ROC	: <i>Receiver Operating Characteristic</i>
TP	: <i>True Positive</i>
TN	: <i>True Negative</i>
FP	: <i>False Positive</i>
FN	: <i>False Negative</i>
F1-Score	: <i>F1 Measure Score</i>
CNN	: <i>Convolutional Neural Network</i>

UIN SUSKA RIAU



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tanaman jagung merupakan salah satu komoditas pertanian utama yang memiliki nilai strategis bagi ketahanan pangan global (Mishra, Sachan, dan Rajpal, 2020). Jagung dimanfaatkan tidak hanya sebagai bahan pangan pokok, tetapi juga sebagai bahan baku pakan ternak serta industri bioenergi (Malik dkk., 2024; Mazumder, Khan, dan Mohi Uddin, 2023). Produktivitas jagung menjadi indikator penting dalam menunjang ekonomi masyarakat petani, khususnya di negara-negara agraris (Balafas, Karantoumanis, Louta, dan Ploskas, 2023; Tasfe, Nivrito, Al Machot, Ullah, dan Ullah, 2024). Penyakit daun adalah salah satu masalah yang sangat mempengaruhi pertanian dan bisa menyebabkan 35% hasil pertanian hilang (Ali, Youssef, Abdelal, dan Raja, 2024). Di Amerika Serikat, sebagai salah satu produsen jagung terbesar di dunia, kerusakan akibat penyakit daun jagung dilaporkan menyebabkan kerugian sangat tinggi. Sebuah studi yang dilakukan oleh Mueller, Robertson, dan tim *Corn Disease Working Group* (CDWG) mencatat bahwa penyakit daun jagung seperti *Northern Leaf Blight* dan *Gray Leaf Spot* dapat menyebabkan kerugian ekonomi hingga sekitar US\$1,11 miliar per tahun (Jiang, Chen, Useya, Cao, dan Lu, 2022; Mueller dkk., 2020).

Di beberapa negara, termasuk Indonesia, jagung menempati posisi sebagai kebutuhan pokok kedua setelah padi (Putra, Rusbandi, dan Alamsyah, 2022). Pada tahun 2023, produksi jagung di Indonesia mencapai 14,46 juta ton, hampir setara dengan kebutuhan domestik 16,44 juta ton, sehingga menjadi komoditas penting bagi pangan nasional (Chitraningrum dkk., 2024). Menurut data resmi Badan Pusat Statistik (BPS), Jawa Timur merupakan provinsi dengan produksi jagung tertinggi di Indonesia (BPS, 2024). Produktivitas tersebut terancam oleh penyakit daun. Terdapat tiga jenis penyakit utama yang sering menyerang tanaman jagung di Indonesia, yaitu bulai daun, karat daun, dan bercak daun (Hobi, 2024). Bercak daun dapat menurunkan hasil panen hingga 70-100% (Chitraningrum dkk., 2024). Karat daun tercatat menyerang hingga 81% di kondisi lembap (Sopialena, Suyadi, dan Noor, 2022). Bulai daun masih menjadi ancaman utama di berbagai daerah (Resti dkk., 2022). Ketiga penyakit ini menyerang bagian fotosintetik dan dapat menyebabkan kehilangan hasil hingga 100% apabila tidak ditangani secara tepat (Ahmad, Gamal, dan Saraswat, 2023).

Populasi dunia diperkirakan akan melebihi 9 miliar dalam seperempat abad



(Sachin Patil dan Kannan, 2024). Sehingga proyeksi dan analisis memperkirakan bahwa 70% produksi jagung akan diperlukan pada tahun 2050 (M. M. Islam dkk., 2023; M. T. Islam dkk., 2024). Selain kerugian ekonomi, serangan penyakit daun jagung ini juga menimbulkan masalah sosial, khususnya bagi petani kecil yang sangat bergantung pada hasil panen jagung sebagai sumber pendapatan utama. Identifikasi dan penanganan dini terhadap serangan penyakit daun jagung diperlukan untuk meminimalkan kerugian (Manjula, Spoorthi, Yashaswini, dan Sharma, 2022; Nigar, Muhammad Faisal, Umer, Oki, dan Manappattukunnel Lukose, 2024). Dalam praktiknya, identifikasi penyakit secara manual oleh petani sering kali tidak akurat karena bergantung pada pengalaman pribadi, sehingga rawan salah diagnosis dan lambat dalam penanganan (Rahaman, Umer, Azharuddin, dan Hassan, 2025).

Meskipun fasilitas diagnostik laboratorium telah tersedia di UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Riau, metode laboratorium memiliki keterbatasan dari sisi waktu, kapasitas sampel yang dianalisis, serta kebutuhan tenaga ahli. Dalam konteks wabah penyakit yang menyebar cepat, penundaan diagnosis dapat meningkatkan risiko kehilangan hasil. Karena itu, diperlukan teknologi pendukung diagnosis dini berbasis *deep learning* yang mampu melakukan klasifikasi cepat melalui citra daun sebagai identifikasi awal yang lebih efisien. Pendekatan ini tidak dimaksudkan menggantikan diagnosis laboratorium, tetapi menjadi lapisan awal deteksi untuk mempercepat respons sehingga manfaatnya dapat dirasakan langsung oleh petani dan lembaga pengendali penyakit tanaman (Lampiran C, Lampiran D, dan Lampiran E).

Pendekatan berbasis *Deep Learning* mampu mendeteksi penyakit tanaman secara otomatis melalui citra digital (Sajitha, Diana Andrushia, Anand, Naser, dan Lubloy, 2024). Salah satu jenis *Deep Learning* yang populer adalah *Deep Neural Network* (DNN). DNN mampu mengekstraksi fitur kompleks dari gambar dengan representasi hierarkis yang baik dibanding metode konvensional (Mishra dkk., 2020). Algoritma ini memanfaatkan struktur jaringan yang terdiri dari banyak lapisan tersembunyi (*hidden layers*), yang masing-masing mampu mengolah dan menyaring informasi dari citra tanaman, sehingga sistem dapat belajar membedakan antara daun yang sehat dan yang terinfeksi (Tasfe dkk., 2024). ResNet-50 dengan mekanisme *skip connection* nya menjaga stabilitas pelatihan model, sedangkan DenseNet169 dengan konektivitas padat antar-layer mampu memperkuat propagasi fitur dan meningkatkan akurasi klasifikasi citra tanaman (Abraham, Palanisamy, dan Veerapu, 2025; Nishad, Mitu, dan Jahan, 2022).

Penelitian terkait klasifikasi citra penyakit daun dengan pendekatan *Deep*



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Learning telah banyak dilakukan untuk meningkatkan akurasi deteksi secara otomatis. Penelitian yang dilakukan oleh Mustakim dan kawan-kawan (2024) dalam mendeteksi citra penyakit daun jagung menunjukkan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) ResNet-50 dengan *Optimizer* Nadam mencapai akurasi 94,36% (Mustakim dkk., 2024). Penelitian oleh Didit Iswanto dan Dewi Handayani (2022) tentang klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan CNN mencapai akurasi training sebesar 97,5% dan akurasi pengujian pada data baru sebesar 94% (Iswanto dan Handayani UN, 2022). Penelitian oleh Ahmad Aanis dan kawan-kawan (2023) membandingkan algoritma DNN untuk klasifikasi penyakit daun jagung, di mana arsitektur DenseNet169 meraih akurasi tertinggi sebesar 81,60% (Ahmad dkk., 2023). Penelitian oleh Md. Manowarul Islam dan kawan-kawan (2023) dengan algoritma DNN dan *Optimizer* Adam untuk klasifikasi penyakit daun jagung mencapai akurasi sebesar 96,96% (M. M. Islam dkk., 2023). Penelitian oleh Patayon dan Crisostomo (2022), arsitektur DenseNet-169 dengan *Optimizer* RMSProp mencapai akurasi dan presisi tertinggi sebesar 98% untuk identifikasi penyakit daun kacang tanah (Patayon dan Crisostomo, 2022). Hasil penelitian Artika dan Wikky Fawwaz Al Maki (2025), arsitektur ResNet50 dengan RMSprop menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 95%, sedangkan Adamax mencapai 89%, dan SGD 77% (Artika dan Maki, 2025).

Pendekatan DNN telah banyak digunakan untuk klasifikasi penyakit tanaman termasuk jagung, tetapi sebagian besar penelitian sebelumnya terbatas hanya menggunakan satu arsitektur dan belum menganalisis variasi *Optimizer*, *Learning Rate*, serta augmentasi data dalam meningkatkan performa model. Penelitian ini mengusulkan pemodelan menggunakan dua arsitektur, ResNet50 dan DenseNet169, dengan lima *Optimizer* dan lima variasi *Learning Rate* yang dipadukan dengan augmentasi data untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan menghasilkan model klasifikasi penyakit daun jagung yang lebih efisien untuk mendukung deteksi dini.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan pada latar belakang, maka dapat dirumuskan suatu perumusan masalah pada penelitian ini yaitu bagaimana penerapan algoritma *Deep Neural Network* (DNN) berbasis arsitektur ResNet-50 dan DenseNet169 dengan beberapa *Optimizer*, variasi *Learning Rate*, serta teknik augmentasi data dalam mengklasifikasikan citra penyakit daun jagung.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

1.3 Batasan Masalah

Untuk memastikan penelitian ini tetap fokus dan sejalan dengan sasaran yang ingin dicapai, maka ditetapkan beberapa ruang lingkup permasalahan sebagai berikut:

1. Studi kasus penelitian ini adalah penyakit daun jagung yang terdapat di wilayah kerja UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Riau (Jl. Hangtuah, Sail, Kota Pekanbaru, Riau 2813) (Lampiran A, Lampiran B).
2. *Dataset* yang digunakan berasal dari repositori Github publik milik Ibnu Jakaria <https://github.com/ibnujakaria/deteksi-penyakit-jagung> dan sudah pernah digunakan sebelumnya dalam penelitian oleh Aditya Rezky Pratama <https://ieeexplore.ieee.org/document/10836354/> serta dilengkapi dengan data tambahan yang diperoleh langsung dari lapangan sebagai data testing.
3. Kategori klasifikasi terbatas pada empat kelas, yaitu bercak daun, bulai daun, karat daun, dan healthy.
4. Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma DNN dengan arsitektur ResNet-50 dan DenseNet169, serta menggunakan beberapa *Optimizer* seperti Adam, Nadam, SGD, RMSprop dan Adamax.
5. Proses pelatihan model menggunakan metode *Hold-Out* dengan rasio data 80:20 dan 90:10. Augmentasi citra diterapkan meliputi rotasi hingga 60°, shear 25%, zoom 30%, pergeseran horizontal dan vertikal 10%, serta horizontal flip dengan *nearest interpolation* untuk menjaga karakter visual daun.
6. Evaluasi kinerja model dilakukan terhadap data pengujian (*testing set*) menggunakan *Confusion Matrix* dan metrik akurasi yang terdiri dari *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, serta ROC Curve.
7. Implementasi dan pelatihan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan *Google Colab*.
8. Tahap deployment berbasis web menggunakan framework *Flask* untuk menerima citra dan menampilkan hasil prediksi empat kelas penyakit.

1.4 Tujuan

Adapun tujuan yang ingin dicapai melalui pelaksanaan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis dan membandingkan performa dua arsitektur DNN yaitu ResNet-50 dan DenseNet169 dalam klasifikasi citra penyakit daun jagung



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

dengan penerapan augmentasi data.

2. Menemukan konfigurasi terbaik dari pemodelan DNN untuk klasifikasi penyakit daun jagung melalui penerapan variasi *Optimizer*, *Learning Rate*, dan skenario pembagian data (80:20 dan 90:10) guna memperoleh akurasi klasifikasi citra penyakit daun jagung yang optimal.
3. Menerapkan model DNN terbaik dalam bentuk *deployment* sederhana berbasis *Flask* untuk melakukan klasifikasi citra penyakit daun jagung dan menampilkan hasil prediksi serta nilai akurasi.

1.5 Manfaat

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Memberikan gambaran performa arsitektur ResNet-50 dan DenseNet169 dalam klasifikasi multikelas penyakit daun jagung berbasis citra digital melalui berbagai konfigurasi pelatihan model.
2. Menjadi referensi dalam pengembangan model klasifikasi penyakit tanaman yang lebih akurat melalui analisis pengaruh *Optimizer*, *Learning Rate*, pembagian data, dan augmentasi citra terhadap kinerja model DNN.
3. Mendukung instansi teknis pertanian, seperti UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Riau, dengan menyediakan informasi awal berbasis citra digital sebagai alat bantu identifikasi penyakit daun jagung.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan adalah sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai gambaran umum tugas akhir yang meliputi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, serta manfaat yang diperoleh dari penelitian ini.

BAB 2. LANDASAN TEORI

Bab ini menyajikan teori-teori yang digunakan dalam penelitian, yang diperoleh dari jurnal, e-book serta referensi lain yang relevan sesuai dengan aturan penulisan tugas akhir.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dijelaskan alur dari penelitian yang digunakan serta penjelasan mendalam mengenai metodologi penerapan algoritma *Deep Neural Network* (DNN) dalam penelitian ini.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini memaparkan mengenai analisis dan hasil yang merupakan implementasi dari pemodelan algoritma *Deep Neural Network* (DNN) dengan beberapa *Optimizer* dan variasi *Learning Rate* serta augmentasi data dalam klasifikasi citra penyakit daun jagung.

BAB 5. PENUTUP

Pada bab ini berisi mengenai kesimpulan, penutup dari tugas akhir yang dibuat serta saran untuk penelitian yang akan datang.



UIN SUSKA RIAU

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Penyakit Daun Jagung

Jagung sebagai tanaman pangan utama sangat rentan terhadap serangan penyakit yang memiliki gejala visual pada daun, seperti bercak, warna yang memudar, atau jaringan mati (Gookyi dkk., 2024). Penyakit daun jagung merupakan gangguan yang disebabkan oleh mikroorganisme patogen seperti jamur, bakteri, atau virus. Gangguan ini secara langsung berdampak pada pertumbuhan dan hasil panen, serta menurunkan kualitas dan kuantitas produksi.

Menurut Ahmad et al. (2023), penyakit daun jagung seperti *Northern Leaf Blight* (NLB) dan *Gray Leaf Spot* (GLS) dapat menyebabkan kehilangan hasil panen hingga 15%, menjadikan deteksi dini sebagai langkah krusial dalam sistem manajemen penyakit yang efektif (Ahmad dkk., 2023). Penyakit daun jagung seperti Blight, *Common Rust*, dan *Gray Leaf Spot* merupakan jenis yang umum ditemui dan dapat dikenali melalui citra daun berdasarkan pola dan bentuk kerusakan.

2.2 Leaf Spot (Bercak Daun)

Penyakit ini umumnya disebabkan oleh jamur seperti *Helminthosporium maydis*, *Bipolaris maydis*, atau *Cercospora zea-maydis* (Bachhal dkk., 2024). Infeksi *Leaf Spot* berdampak serius pada proses fotosintesis karena area hijau daun berkurang akibat nekrosis, sehingga menurunkan kemampuan tanaman dalam menyerap energi cahaya dan pada akhirnya berpotensi mengurangi hasil panen (Yang dkk., 2023).

2.2.1 Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi

Munculnya bercak daun sangat dipengaruhi oleh kondisi lingkungan, terutama kelembapan yang tinggi, drainase tanah yang buruk, dan curah hujan yang meningkat. Lingkungan yang lembap mempercepat perkecambahan spora, sedangkan percikan air dan angin membantu penyebaran patogen. Faktor-faktor ini membuat penyakit berkembang lebih cepat dan menyebabkan bercak menyebar luas pada permukaan daun.

2.2.2 Ciri-Ciri Visual Bercak Daun

Adapun ciri-ciri visual bercak daun sebagai berikut:

1. Bercak kecil berbentuk bulat atau oval pada permukaan daun.
2. Bercak tersebut meluas menjadi lesi nekrotik berwarna kecokelatan hingga

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

keabu-abuan.

3. Tepi bercak lebih gelap dibanding bagian dalam.
4. Jumlah bercak biasanya banyak dan tersebar.

2.2.3 Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra

Dalam klasifikasi citra, bercak daun dikenali melalui bercak oval dengan tepi yang lebih gelap daripada bagian tengah. Lesinya berwarna kecokelatan atau keabu-abuan, teksturnya tampak kering, dan ukurannya bervariasi. Bercak muncul dalam jumlah banyak dan tersebar di seluruh daun. Kontras warna, bentuk bercak, serta pola penyebarannya menjadi ciri visual utama untuk membedakan penyakit ini dari kelas lain. Gambar 2.1 menyajikan tampilan visual penyakit bercak pada daun jagung.



Gambar 2.1. Penyakit *Leaf Spot* (Bercak Daun)
(Sayyid, 2024)

2.2.4 Cara Penanganan Bercak Daun

1. Pergiliran tanaman dilakukan dengan tanaman bukan inang untuk memutus siklus hidup patogen penyebab bercak daun.
2. Pengaturan jarak tanam perlu dilakukan agar sirkulasi udara baik dan kelembaban di sekitar tanaman tidak terlalu tinggi.
3. Pengendalian preventif dapat dilakukan dengan penyemprotan fungisida pada fase awal pertumbuhan tanaman.

2.3 Northern Corn Leaf Blight (Bulai Daun)

Northern Corn Leaf Blight (NCLB) merupakan penyakit daun jagung yang disebabkan oleh jamur *Exserohilum turcicum* (sebelumnya dikenal sebagai *Helminthosporium turcicum*) (Bachhal dkk., 2024). Infeksi yang parah oleh bulai daun dapat menyebabkan pengeringan bahkan kematian daun karena terhambat-



nya proses fotosintesis. Penyakit ini menyebar melalui spora yang terbawa angin maupun hujan, sehingga penyebarannya sangat cepat pada kondisi lingkungan yang lembap (Ariska, Sari, dan Rachmawanto, 2024). Jika tidak dikendalikan, NCLB berpotensi menurunkan hasil panen secara signifikan, berkisar antara 30% hingga 70% tergantung tingkat keparahan serangan (Wahyuningrum, Erfian, Kusumaningsih, dan Tjahyaningtijas, 2025).

2.3.1 Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi

Perkembangan bulai daun sangat dipengaruhi kelembapan tinggi, suhu hangat, serta kondisi lahan yang teduh. Spora patogen dapat berkembang optimal pada suhu 18-27°C, terutama setelah hujan atau embun. Penyakit ini menyebar lebih cepat pada lahan dengan sirkulasi udara buruk, sehingga populasi spora meningkat dan mempercepat munculnya lesi. Tanah dengan drainase buruk cenderung mempertahankan kelembapan tinggi di sekitar tanaman, sehingga menciptakan lingkungan yang ideal bagi patogen untuk bertahan dan menginfeksi. Pola tanam yang terlalu rapat juga dapat meningkatkan intensitas serangan karena menghambat penetrasi cahaya matahari.

2.3.2 Ciri-Ciri Visual Bulai Daun

Ciri-ciri visual dari bulai daun sebagai berikut:

1. Bercak lonjong atau elips memanjang hingga ± 15 cm pada permukaan daun.
2. Berwarna kuning kecokelatan hingga abu-abu.
3. Bentuk khas yang sering digambarkan menyerupai luka bakar cerutu.
4. Pola lesi cenderung searah dengan tulang daun.

2.3.3 Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra

Dalam klasifikasi citra, bulai daun memiliki pola lesi memanjang yang sangat khas, dengan warna yang memudar di bagian tengah dan tepi yang lebih gelap. Bentuk cerutu yang simetris serta orientasi lesi mengikuti arah tulang daun menjadi fitur visual penting. Lesinya berukuran besar dengan tekstur kering dan memanjang, sehingga dapat dibedakan dari penyakit lain yang cenderung memiliki bercak kecil atau pustula. Penyakit ini umumnya menyerang tanaman pada fase awal pertumbuhan dan dapat menyebabkan klorosis menyeluruh hingga pertumbuhan tanaman menjadi kerdil. Serangan yang parah berpotensi menurunkan hasil panen secara signifikan karena gangguan pada proses fotosintesis dan perkembangan tongkol. Gambar 2.2 menyajikan tampilan daun jagung yang terinfeksi penyakit *Northern Corn Leaf Blight*.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2.2. Penyakit *Northern Corn Leaf Blight* (Bulai Daun)
(Ahadian dkk., 2024)

2.3.4 Cara Penanganan Bulai Daun

1. Penanaman jagung dilakukan menjelang atau pada awal musim penghujan untuk mengurangi risiko serangan penyakit bulai.
2. Pengendalian dilakukan melalui pengaturan pola tanam, pergiliran tanaman, serta penggunaan varietas jagung tahan bulai seperti Bima-1, Bima-3, Bima-9, Bima-14, Bima-15, Lagaligo, dan Lamuru.
3. Rotasi tanaman dengan jenis tanaman non-serealia diterapkan untuk memutus ketersediaan inokulum patogen bulai.
4. Sanitasi lingkungan pertanian dilakukan dengan membersihkan gulma dan rumput yang berpotensi menjadi inang penyakit.
5. Tanaman yang terserang dicabut dan dimusnahkan untuk mencegah penyebaran penyakit ke tanaman sehat.
6. Perlakuan benih dengan fungisida berbahan belerang atau tembaga dilakukan untuk mencegah infeksi patogen yang terbawa benih.

2.4 Common Rust (Karat Daun)

Common Rust pada jagung disebabkan oleh jamur *Puccinia sorghi*, yang menimbulkan pustula kecil berwarna jingga, kuning hingga cokelat kemerahan (Sayyid, 2024). Pustula ini berisi spora berwarna gelap yang mudah terbawa angin, sehingga penyebarannya berlangsung cepat terutama pada lahan dengan kelembapan tinggi. Meskipun jarang menyebabkan kematian tanaman secara langsung, infeksi berat dapat menurunkan aktivitas fotosintesis, memperlambat pertumbuhan, dan mengurangi kualitas biji jagung. Kerugian hasil panen yang ditimbulkan dapat mencapai sekitar 30%, sehingga penyakit ini menjadi salah satu ancaman serius di wilayah tropis penghasil jagung (Pratama dan Pristyanto, 2023).

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.4.1 Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi

Karat daun berkembang pesat pada lingkungan yang lembap dengan suhu 15-23°C. Kondisi daun yang basah akibat hujan atau embun meningkatkan infeksi karena spora lebih mudah melekat pada permukaan daun. Angin berperan besar dalam membawa spora ke tanaman lain sehingga memperluas area infeksi.

2.4.2 Ciri-Ciri Visual Karat Daun

Adapun ciri-ciri visual karat daun sebagai berikut:

1. Pustula berbentuk bulat atau oval.
2. Berwarna jingga, kuning, hingga cokelat kemerahan pada permukaan atas maupun bawah daun.
3. Teksturnya tampak seperti bubuk menempel di permukaan daun.

2.4.3 Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra

Pustula karat daun memiliki tekstur berbutir menyerupai serbuk, dengan warna jingga terang hingga kecokelatan yang kontras dengan hijau daun. Ukurannya kecil namun sering muncul dalam kelompok. Pola distribusi yang bergerombol, tekstur tepung, dan warna mencolok menjadi ciri utama yang dapat dikenali oleh model DNN dalam proses klasifikasi. Bercak pustula berwarna jingga hingga kecokelatan akibat infeksi jamur *Puccinia sorghi* ditampilkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Penyakit *Common Rust* (Karat Daun)
(Bachhal dkk., 2024)

2.4.4 Cara Penanganan Karat Daun

1. Kelembaban lingkungan dikendalikan melalui pengaturan jarak tanam dan kondisi lahan yang baik.
2. Penanaman varietas jagung yang tahan terhadap penyakit karat daun dianjurkan sebagai langkah pencegahan.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3. Sanitasi kebun dilakukan dengan membersihkan sisa tanaman dan gulma yang menjadi sumber patogen.
4. Daun yang terserang penyakit dipangkas dan dimusnahkan untuk mengurangi sumber infeksi.
5. Pengendalian kimia dilakukan dengan penyemprotan fungisida sesuai anjuran apabila serangan meningkat.

2.5 Healthy (Daun Sehat)

Healthy atau daun sehat pada jagung ditandai dengan permukaan daun berwarna hijau segar tanpa adanya gejala penyakit seperti bercak, pustula, atau lesi dan tekstur daun tampak halus (Ahadian dkk., 2024). Kondisi ini memungkinkan daun berfungsi optimal dalam proses fotosintesis, sehingga mendukung pertumbuhan tanaman, memperkuat ketahanan terhadap stres lingkungan, dan meningkatkan produktivitas hasil panen.

2.5.1 Faktor Lingkungan yang Mempengaruhi

Daun sehat umumnya ditemukan pada tanaman yang ditanam pada kondisi dengan keseimbangan nutrisi, sinar matahari cukup, drainase baik, serta lingkungan yang tidak mendukung perkembangan patogen (tidak terlalu lembap). Sirkulasi udara yang baik juga mengurangi risiko infeksi jamur.

2.5.2 Ciri-Ciri Visual Daun Sehat

Adapun ciri-ciri visual dari daun sehat sebagai berikut:

1. Warna hijau merata tanpa perubahan warna.
2. Permukaan daun halus dan bebas bercak, pustula, atau lesi.
3. Tekstur konsisten dengan pola tulang daun yang jelas.
4. Tidak terdapat area nekrosis atau tepi yang menghitam.

2.5.3 Karakteristik Visual untuk Klasifikasi Citra

Pada citra digital, daun sehat memiliki warna hijau merata dengan intensitas yang konsisten. Permukaan daun tampak halus, tanpa gangguan berupa bercak, pustula, atau lesi. Tekstur seragam, pola tulang daun terlihat jelas, dan tidak terdapat area perubahan warna. Fitur-fitur ini menjadi indikator utama yang digunakan model DNN untuk membedakan daun sehat dari daun yang terinfeksi penyakit. Gambar 2.4 menunjukkan contoh daun jagung pada kondisi sehat tanpa gejala penyakit.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2.4. Daun Jagung *Healthy* (Daun Sehat)
(Chitraningrum dkk., 2024)

2.6 Data Mining

Data Mining merupakan proses yang mengekstrak pola dan informasi berharga dari kumpulan data yang sangat besar, yang seringkali memiliki berbagai format dan dimensi. Proses ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang perkembangan teknologi dan pengambilan keputusan (Yao, Luo, Yang, Yuan, dan He, 2025). Teknik ini menghubungkan data mentah dengan pengetahuan yang dapat digunakan melalui proses seperti pengumpulan data, pembersihan data, pemilihan fitur, dan penerapan algoritma analitis (Wang dkk., 2025).

Bidang kecerdasan buatan telah menemukan *Data Mining*, yang memanfaatkan metode pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam untuk meningkatkan akurasi identifikasi, klasifikasi, dan prediksi data kompleks seperti gambar dan data berurutan (Yuan dan Hu, 2025). Karena mampu menggunakan algoritma untuk mengelompokkan, mengenali, dan mengkategorikan banyak data, *Data Mining* juga dianggap sebagai teknologi penting dalam sistem pemrosesan dan klasifikasi gambar (Kusuma, Rubianto, Rosnelly, Hartono, dan Hayadi, 2023).

2.7 Deep Learning

Deep Learning adalah cabang dari kecerdasan buatan yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis (*Deep Neural Network*) untuk mempelajari representasi data secara otomatis dari data mentah (Sun, Di, Fang, dan Burgess, 2020; Tasfe dkk., 2024). Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mengekstrak fitur kompleks tanpa proses ekstraksi manual, sehingga sangat efektif dalam mengolah data dalam jumlah besar dan bervariasi. *Deep Learning* bekerja dengan membangun representasi hierarkis dari data melalui beberapa lapisan transformasi non-linear, yang mampu menangkap hubungan non-linier dan pola mendalam di dalam data (M. M. Islam dkk., 2023).

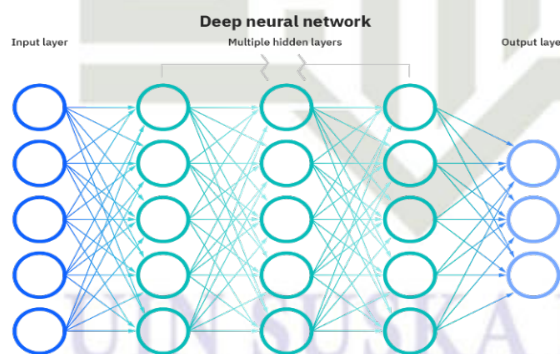
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Deep Learning dirancang untuk melakukan pembelajaran *end-to-end*, di mana sistem dapat secara langsung mempelajari input hingga output secara otomatis tanpa campur tangan manusia dalam tahap desain fitur (Ahmad dkk., 2023). Kelebihan utama dari *Deep Learning* terletak pada kemampuannya dalam membangun model prediktif yang kuat dari data besar dengan tingkat akurasi yang tinggi, serta ketahanannya terhadap variasi data dan kondisi lingkungan yang berbeda (Ali dkk., 2024).

2.3 Deep Neural Network (DNN)

Deep Neural Network (DNN), yang merupakan evolusi dari jaringan saraf tiruan, memiliki struktur berlapis yang memungkinkan mereka untuk mengekstrak representasi fitur hierarkis dari data yang sangat besar dan kompleks (Sun dkk., 2020). Sistem saraf biologis menginspirasi pengembangan *Deep Neural Network* (DNN), karena setiap lapisan jaringan belajar pola mulai dari fitur sederhana dan secara bertahap beralih ke abstraksi yang lebih kompleks. Karena itu, DNN mampu menghasilkan hasil yang sangat akurat untuk tugas klasifikasi dan prediksi (Sun dkk., 2020). DNN baik mendeteksi gejala penyakit tanaman pada daun dan buah daripada metode pembelajaran mesin tradisional karena dengan pembelajaran *end-to-end* tanpa memerlukan pengolahan fitur secara manual (Sajitha dkk., 2024). Algoritma DNN menangkap hubungan non-linier dan variasi dalam ukuran, pencahayaan, dan warna pada gambar dengan menggunakan lapisan konvolusi dan arsitektur turunan seperti DenseNet dan ResNet (M. M. Islam dkk., 2023). Struktur dari algoritma *Deep Neural Network* (DNN) dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5. Struktur *Deep Neural Network* (DNN)
(Ramesh dan Vydeki, 2020)

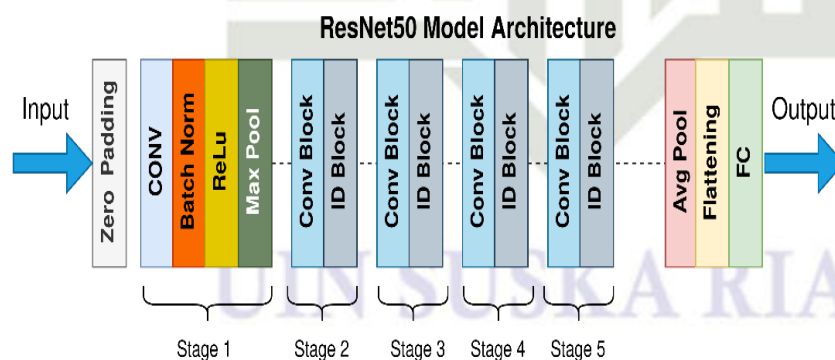
2.9 Architecture

Arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini dirancang untuk mendukung pemodelan *Deep Neural Network* (DNN) dalam melakukan klasifikasi citra penyakit daun jagung secara efektif. Berikut arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini.

2.9.1 ResNet-50 Architecture

ResNet50 adalah salah satu arsitektur jaringan saraf konvolusional dalam keluarga Jaringan Residual (ResNet) yang dirancang untuk mengatasi masalah gradien yang hilang dan degradasi dalam jaringan yang sangat dalam (Ahmad dkk., 2023). Arsitektur ini terdiri dari 50 lapisan yang mencakup 48 lapisan konvolusi, satu lapisan *max pooling*, dan satu lapisan *average pooling*, dengan karakteristik utama berupa *skip connections* atau *residual connections* yang memungkinkan aliran gradien melewati beberapa lapisan tanpa mengalami degradasi (Kwatra dkk., 2025; Mustakim dkk., 2024).

ResNet50 unggul karena menggunakan pemetaan residual untuk memperlajari perbedaan antara input dan output, menjadikan pelatihannya lebih stabil pada arsitektur yang kompleks (Wan dkk., 2024). Pendekatan ini meningkatkan akurasi klasifikasi gambar karena mampu mencegah hilangnya informasi yang sering terjadi pada jaringan CNN yang lebih dalam (Deshpande, Estrela, dan Patavardhan, 2021). ResNet50 banyak digunakan dalam klasifikasi citra (kesehatan dan pertanian) karena fleksibilitas dan kemampuan generalisasinya yang luar biasa (Chowdhury dan Das, 2025; Wan dkk., 2024). Gambar 2.6 menunjukkan struktur dari arsitektur ResNet50 dengan skip connections.

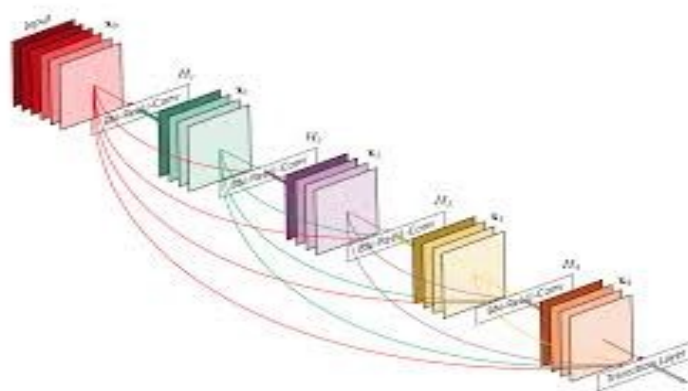


Gambar 2.6. Lapisan Arsitektur ResNet-50

(Bachhal dkk., 2024; Chakrabarty, Ahmed, Islam, Aziz, dan Maidin, 2024)

2.9.2 DenseNet169 Architecture

Arsitektur DenseNet169 (*Densely Connected Convolutional Network*) merupakan pengembangan dari CNN yang menggunakan konsep *dense connectivity*, di mana setiap lapisan menerima masukan dari seluruh lapisan sebelumnya dan menyalurkan keluarannya ke semua lapisan berikutnya (Abraham dkk., 2025). Mekanisme ini memungkinkan transfer informasi dan gradien berjalan lebih efisien, sehingga dapat mengatasi masalah *vanishing gradient* dan meningkatkan pemanfaatan fitur (Ahmad dkk., 2023). DenseNet169 terdiri atas 169 lapisan yang tersusun dalam beberapa dense block dan transition layer. Setiap dense block menggabungkan fitur menggunakan operasi *concatenation*, bukan *summation*, sehingga model dapat mempertahankan informasi spasial secara lebih baik dan mengurangi jumlah parameter yang harus dilatih (Katreddi, Midatani, Roy, Velpuri, dan Kasani, 2025). DenseNet169 sering digunakan dengan bobot *pre-trained* dari ImageNet untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi melalui *transfer learning* (Abraham dkk., 2025). Arsitektur ini terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi citra, termasuk pengenalan penyakit tanaman, karena kemampuannya mengenali pola visual yang kompleks dengan efisiensi tinggi (Ahmad dkk., 2023). Visualisasi dari architecture DenseNet169 dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7. Lapisan Arsitektur ResNet-50
(Ariska dkk., 2024)

2.10 Augmentation Data

Augmentation Data adalah teknik pra-pemrosesan untuk memperluas dan memperkaya *dataset* pelatihan dengan melakukan transformasi pada data yang sudah ada, tanpa perlu menambah data baru secara manual (Mustakim dkk., 2024). Metode augmentasi data, seperti *rotation*, *flip*, *cropping*, perubahan skala, penambahan *noise*, hingga pemanfaatan *Generative Adversarial Networks* (GAN), digu-



nakan untuk memperkaya variasi data agar model lebih mampu mengenali pola dengan baik (Ali dkk., 2024). *Data augmentation* penting untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas yang dapat menimbulkan bias dalam pelatihan model (Tasfe dkk., 2024).

Melalui *data augmentation*, model *Deep Learning* menjadi lebih tangguh dan tidak mudah mengalami *overfitting* (Rahaman dkk., 2025). *Data augmentation* mempercepat adaptasi model pada kondisi lingkungan yang bervariasi seperti iklim, cahaya, dan latar belakang sehingga model lebih siap untuk aplikasi nyata di pertanian cerdas (Ahmad dkk., 2023; Venkataramana, Suresh Kumar, Suganthi, dan Rajeswari, 2022). *Data augmentation* merupakan strategi penting dalam pengembangan model *Deep Learning* karena dapat meningkatkan akurasi, mengurangi bias, dan memperkuat generalisasi (Joshi dkk., 2025).

2.11 Optimizer

Optimizer merupakan metode yang digunakan untuk memperbarui bobot jaringan berdasarkan gradien kehilangan untuk meningkatkan akurasi model dan mengurangi kesalahan (Mustakim dkk., 2024). Akurasi model dan kecepatan konvergensi sangat dipengaruhi oleh pemilihan *Optimizer* yang tepat (M Sowmiya, 2023). Metode optimasi juga terkait dengan *tuning hyperparameter*, seperti *Learning Rate*, *batch size*, dan jumlah layer, untuk memperoleh kombinasi terbaik yang meningkatkan akurasi dan menurunkan error model (Joshi dkk., 2025). Dengan demikian, *Optimizer* berperan mempercepat proses pembelajaran sekaligus membantu jaringan saraf mencapai kinerja optimal dalam klasifikasi dan prediksi.

Berikut beberapa *Optimizer* yang akan digunakan dalam penelitian ini.

2.11.1 Adam Optimizer

Secara prinsip, Adam menggabungkan dua pendekatan optimasi populer sebelumnya, yaitu *Adaptive Gradient Algorithm* (AdaGrad) yang efektif untuk menangani gradien jarang, dan *Root Mean Square Propagation* (RMSProp) yang baik dalam mengatasi masalah non-stasioner pada data (Shahade, Walse, Thakare, dan Atique, 2023). Adam memanfaatkan momen pertama dan kedua untuk menyesuaikan *Learning Rate* tiap parameter secara adaptif, sehingga proses optimasi lebih efisien dibandingkan metode tradisional seperti SGD (Chakrabarty dkk., 2024). Adam banyak digunakan karena mampu mencapai akurasi tinggi dengan konvergensi yang stabil, sehingga efektif diterapkan pada berbagai model *Deep Learning* (Gookyi dkk., 2024; Shahade dkk., 2023). Adam memperbarui parameter dengan dua faktor peluruhan, β_1 untuk momentum dan β_2 untuk variansi, sehingga



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

konvergensi lebih seimbang dan osilasi berkurang saat pelatihan (Ahn, Zhang, Kook, dan Dai, 2024). Langkah-langkah perhitungan Adam dirumuskan pada Persamaan (2.1).

1. Inisialisasi momen pertama dan kedua:

$$m_0 = 0, \quad v_0 = 0 \quad (2.1)$$

2. Pembaruan momen pertama (mean gradient):

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2.2)$$

3. Pembaruan momen kedua (variansi gradien):

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (2.3)$$

4. Koreksi bias:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \quad \hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (2.4)$$

5. Pembaruan parameter:

$$w_{t+1} = w_t - \alpha \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \quad (2.5)$$

Keterangan:

β_1 = faktor peluruhan momen pertama (biasanya 0.9)

β_2 = faktor peluruhan momen kedua (biasanya 0.999)

α = *Learning Rate*

ϵ = konstanta kecil untuk mencegah pembagian nol

2.11.2 Nadam Optimizer

Nadam (*Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation*) merupakan pengembangan dari Adam Optimizer yang mengombinasikan keunggulan *Adaptive Moment Estimation* (Adam) dengan *Nesterov Accelerated Gradient* (NAG) (Bamohabbat Chafjiri, Legg, Tsompanas, dan Hong, 2025). Selain memanfaatkan momen pertama dan kedua seperti Adam, Nadam juga menambahkan prediksi arah gradien menggunakan metode *Nesterov*, yang membuat pembaruan bobot lebih akurat dan konvergensi pelatihan lebih cepat (Bamohabbat Chafjiri dkk., 2025; Zhang dkk., 2023). Nadam menggunakan koreksi gradien *Nesterov* yang membuat optimasi lebih adaptif, mampu mempercepat konvergensi, serta mengurangi risiko ter-



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

terjebak pada *local minima* sehingga kinerjanya lebih stabil pada *dataset* yang besar dan kompleks. Menurut Dozat (2016) dan penelitian terbaru (Bamohabbat Chafjiri dkk., 2025) formulasi pembaruan Nadam dapat dilihat pada Persamaan (2.7).

1. Gradien pada langkah ke- t :

$$g_t = \nabla_{\theta} f_t(\theta_{t-1}) \quad (2.6)$$

2. Pembaruan momen pertama dan kedua:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2.7)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (2.8)$$

3. Koreksi bias:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \quad \hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (2.9)$$

4. Pembaruan parameter dengan koreksi Nesterov:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \frac{\beta_1 \hat{m}_t + (1 - \beta_1) g_t / (1 - \beta_1^t)}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \quad (2.10)$$

Keterangan:

θ_t = bobot pada iterasi ke- t

g_t = *gradient* fungsi loss

m_t, v_t = estimasi momen pertama dan kedua

α = *Learning Rate*

β_1, β_2 = faktor peluruhan momen pertama dan kedua

ϵ = konstanta kecil untuk stabilitas numerik

2.11.3 SGD Optimizer

Stochastic Gradient Descent (SGD) adalah algoritma optimasi yang umum digunakan dalam pelatihan jaringan saraf tiruan karena sederhana, efisien, dan mampu menangani data berukuran besar (Sweke dkk., 2020). Berbeda dengan *batch gradient descent* yang menghitung gradien seluruh data, SGD memperbarui parameter berdasarkan sebagian kecil data (*mini-batch*) sehingga lebih cepat dan hemat komputasi (Ruder, 2017). Keunggulan utama SGD adalah sifat stokastiknya yang membuat proses konvergensi lebih cepat serta membantu keluar dari *local minima* (Chen, Kuzina, Esmaeili, dan Tomczak, 2025; Fjellström dan Nyström,



2022). Secara matematis, pembaruan parameter pada SGD dituliskan pada Persamaan (2.11) (Fjellström dan Nyström, 2022):

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla_{\theta} J(\theta_t, x^{(i)}, y^{(i)}) \quad (2.11)$$

Keterangan:

θ = parameter model

η = *Learning Rate*

$\nabla_{\theta} J$ = gradien fungsi loss pada sampel data $(x^{(i)}, y^{(i)})$

2.11.4 RMSprop Optimizer

Root Mean Square Propagation (RMSProp) adalah algoritma optimasi berbasis adaptive *Learning Rate* yang dikembangkan untuk mengatasi kelemahan Adagrad, khususnya masalah *Learning Rate* yang menurun terlalu cepat (Elshamy, Abu-Elnasr, Elhoseny, dan Elmougy, 2023). RMSProp menggunakan rata-rata eksponensial gradien kuadrat untuk menyesuaikan *Learning Rate* tiap parameter, sehingga pembaruan menjadi lebih stabil pada data non-stationary seperti pelatihan jaringan saraf tiruan (Choi dkk., 2020). RMSProp unggul dalam mempercepat konvergensi, menjaga stabilitas pembaruan, serta efektif menangani variasi skala gradien (El Hajoui dkk., 2025; Sanjaya, Kristiyanti, Irmawati, Hadinata, dan Karaeng, 2025).

2.11.5 Adamax Optimizer

Adamax merupakan salah satu varian dari algoritma Adaptive Moment Estimation (Adam) yang dikembangkan oleh Kingma dan Ba sebagai bagian dari metode optimisasi adaptif pada jaringan saraf dalam (Uppal dkk., 2023). *Optimizer* ini didesain dengan menggunakan norma tak hingga (infinity norm) untuk menstabilkan pembaruan bobot pada proses pelatihan model yang memiliki gradien besar atau data dengan sebaran nilai yang bervariasi (Nutakki dan Mandava, 2024). Prinsip dasar Adamax adalah memperbaiki kelemahan Adam dalam menghadapi gradien ekstrem dengan memanfaatkan rasio antara momen pertama dan maksimum eksponensial dari momen kedua, sehingga pembaruan parameter menjadi lebih halus dan stabil selama proses konvergensi. *Optimizer* ini lebih tahan terhadap gradien besar dan fluktuatif, sehingga proses konvergensi tidak mudah terganggu (Artika dan Maki, 2025; Nutakki dan Mandava, 2024).

2.12 Hyperparameter

Hyperparameter adalah parameter yang ditetapkan sebelum proses pelatihan dan tidak dipelajari langsung dari data, berbeda dengan parameter model yang diperbarui selama training (Kumar, Dalal, dan Sethi, 2024). Contoh hyperparameter meliputi *Learning Rate*, ukuran *batch*, jumlah epoch, jumlah layer, jumlah neuron, momentum, dan fungsi aktivasi. Nilai dari hyperparameter berpengaruh besar terhadap kecepatan konvergensi, kompleksitas, serta kemampuan generalisasi model (Bischl dkk., 2023; Raiaan dkk., 2024). Pemilihan nilai *hyperparameter* yang tepat sangat penting, karena konfigurasi yang kurang optimal dapat menyebabkan *underfitting* atau *overfitting*. Oleh karena itu, optimasi *hyperparameter* menjadi langkah kunci untuk meningkatkan performa model *machine learning* maupun *Deep Learning* (Arnold, Biedebach, Küpfer, dan Neunhoeffer, 2024; Kumar dkk., 2024).

2.13 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan secara luas dalam *machine learning* untuk mengukur kinerja suatu model klasifikasi. Matriks ini menyajikan informasi dalam bentuk tabel dua dimensi yang membandingkan prediksi model terhadap label sebenarnya dari data uji, sehingga memudahkan identifikasi tingkat akurasi serta kesalahan klasifikasi yang terjadi (Ahadian dkk., 2024). Dalam *Confusion Matrix*, terdapat empat komponen utama, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). TP menunjukkan jumlah data positif yang berhasil diprediksi dengan benar, sedangkan TN adalah jumlah data negatif yang diklasifikasikan dengan benar. Sebaliknya, FP menunjukkan jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai positif, dan FN menggambarkan data positif yang salah diprediksi sebagai negatif (Ahadian dkk., 2024). Secara matematis, *Confusion Matrix* dapat dinyatakan pada Persamaan (2.12) (Mijwil dan Aljanabi, 2024):

$$CM = \begin{bmatrix} TP & FP \\ FN & TN \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Dari matriks ini, dapat dihitung berbagai metrik evaluasi seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang menjadi indikator utama performa model klasifikasi (Wu, 2022). *Accuracy* mengukur rasio prediksi benar terhadap seluruh data, *Precision* menilai ketepatan prediksi kelas positif, *Recall* menunjukkan kemampuan model menemukan data positif secara benar, sedangkan *F1-Score* menggabungkan keduanya dalam bentuk harmonik rata-rata.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak Cipta Milik UIN Suska Riau Sarif Kasim Riau



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.14 Framework Flask

Framework Flask merupakan micro web framework berbasis bahasa pemrograman *Python* yang dirancang untuk membangun aplikasi web secara ringan, fleksibel, dan mudah dikembangkan tanpa ketergantungan yang kompleks (Aziz et al., 2024). *Flask* menyediakan struktur inti yang sederhana sehingga pengembang dapat mengatur alur aplikasi sesuai dengan kebutuhan sistem yang dibangun, termasuk sistem berbasis kecerdasan buatan (Paneru, Thapa, dan Paneru, 2025). Penggunaan *Flask* memungkinkan proses inferensi model dilakukan secara real-time, di mana data masukan dari pengguna diproses langsung oleh model dan hasil prediksi dapat ditampilkan secara responsif (Sulistiyana dan Anardani, 2023). *Flask* mendukung integrasi dengan berbagai pustaka *Python* seperti *TensorFlow* dan *Keras*, sehingga efektif digunakan dalam penerapan sistem *Deep Learning* secara praktis dan efisien (Paneru dkk., 2025).

2.15 Penelitian Terdahulu

Penelitian klasifikasi penyakit daun jagung berbasis citra banyak memanfaatkan *Deep Learning*. Arsitektur ResNet50 dan DenseNet169 dipilih karena mampu mengekstraksi fitur visual daun secara mendalam, sementara augmentasi data digunakan untuk meningkatkan variasi citra dan kemampuan generalisasi model.

Beberapa penelitian terkait dengan identifikasi penyakit daun pada tanaman jagung dan metode penggunaan *Deep Learning* telah dilakukan. Salah satunya penelitian yang dilakukan oleh Mustakim dan kawan-kawan (2024) menerapkan arsitektur CNN ResNet-50 untuk klasifikasi citra penyakit daun jagung. Dengan augmentasi data, seperti rotasi, pergeseran, dan pembalikan citra, untuk memperkaya variasi data latih. Penelitian ini membandingkan beberapa *Optimizer*, yaitu Adam, Nadam, RMSProp, dan SGD, serta rasio pembagian data yang berbeda (80:20 dan 90:10) dan pembagian *Learning Rate* yang berbeda (0.1, 0.01, 0.001, 0.0001). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa konfigurasi terbaik dicapai dengan augmentasi data, pembagian data 90:10, *Optimizer* Nadam, dan *Learning Rate* 0.0001, dengan akurasi tertinggi hingga 94,36% (Mustakim dkk., 2024).

Penelitian yang dilakukan oleh Didit Iswanto dan Dewi Handayani (2022) tentang klasifikasi penyakit daun jagung dengan dua kelas penyakit, yaitu hawar daun dan karat daun menggunakan CNN. Dengan total 2000 citra yang dibagi menjadi data latih dan data validasi, serta 50 citra baru sebagai data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi *training* sebesar 97,5%, akurasi val-



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

idasi 100%, dan akurasi pengujian pada data baru sebesar 94%, dengan *Confusion Matrix* yang memperlihatkan 47 prediksi benar dari 50 data uji (Iswantoro dan Handayani UN, 2022).

Penelitian selanjutnya oleh Aanis Ahmad, Aly El Gamal, dan Dharmendra Saraswat (2023) mengevaluasi identifikasi penyakit tanaman jagung pada kondisi terkontrol (laboratorium) dan kondisi lapangan. Penelitian ini menggunakan lima arsitektur DNN yang berbeda melalui pendekatan *transfer learning*, yaitu InceptionV3, ResNet50, VGG16, DenseNet169, dan Xception. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa DenseNet169 memberikan performa terbaik, dengan akurasi generalisasi tertinggi mencapai 81,60% ketika dilatih menggunakan citra RGBA dari *dataset* CD&S. Kesimpulannya, menghilangkan latar belakang atau menggabungkan data laboratorium dengan data lapangan secara signifikan meningkatkan kemampuan generalisasi model (Ahmad dkk., 2023).

Penelitian oleh Md. Manowarul Islam dan kawan-kawan (2023) berfokus pada klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan algoritma DNN dan *Optimizer* Adam serta *Learning Rate* sebesar 0.001. Diterapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap variasi citra dan kondisi pencahayaan yang berbeda. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model DNN mencapai akurasi sebesar 96,96%. DNN efektif dalam mendeteksi dan mengenali pola visual penyakit tanaman secara otomatis (M. M. Islam dkk., 2023).

Penelitian oleh Urbano B. Patayon dan Renato V. Crisostomo (2022) yang mengidentifikasi penyakit bercak daun pada kacang tanah menggunakan pendekatan *transfer learning*. Penelitian ini menggunakan 1.000 citra daun kacang yang dibagi menjadi dua kelas (sehat dan terinfeksi), serta menerapkan augmentasi data untuk memperkaya variasi citra. Beberapa arsitektur deep CNN digunakan, antara lain VGG16, VGG19, InceptionV3, MobileNet, DenseNet-169, Xception, InceptionResNetV2, dan ResNet50, dengan *Optimizer* SGD dengan momentum, Adam, RMSProp, dan Adagrad. Hasil penelitian menunjukkan bahwa DenseNet-169 menghasilkan performa terbaik, dengan akurasi tertinggi 98% saat dilatih menggunakan RMSProp dan Adam serta presisi tertinggi 98% pada *Optimizer* RMSProp (Patayon dan Crisostomo, 2022).

Penelitian oleh Artika dan Wikky Fawwaz Al Maki (2025) berjudul “Klasifikasi Penyakit Daun Pare Menggunakan Arsitektur ResNet50 dan ResNet101” bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit daun pare secara otomatis menggunakan *Deep Learning*. Penelitian ini menggunakan 2.490 citra daun pare yang terdiri dari tiga kelas, yaitu daun sehat, Fusarium Wilt, dan Yellow Mosaic, serta menerap-

kan augmentasi data untuk meningkatkan variasi *dataset*. Model dilatih menggunakan arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dengan delapan *Optimizer*, yaitu Adam, Adamax, Nadam, RMSProp, SGD, Adagrad, Adadelta, dan Ftrl. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet50 dengan *Optimizer* RMSprop menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 95%, sedangkan Adamax mencapai 89%, Nadam 93%, Adam 91%, dan SGD 77% (Artika dan Maki, 2025).

Penelitian oleh Yahya Auliya' Abdillah dan Kusrini (2025) berfokus pada optimasi klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan arsitektur CNN ResNet-50 yang dipadukan dengan teknik optimasi hyperparameter berbasis Bayesian Optimization. Penelitian ini membandingkan performa model seperti *Learning Rate*, dropout rate, dan jumlah filter diatur secara manual dengan secara otomatis oleh *Bayesian Optimization*. Hasil penelitian membuktikan bahwa penggunaan *Bayesian Optimization* pada *dataset* yang telah diproses berhasil meningkatkan akurasi model sebesar 5%, yaitu dari 82,82% (pengaturan manual) menjadi 87,79% (dengan optimasi) (Abdillah dan Kusrini, 2025).

Penelitian oleh Imran Khan et al. (2024) melakukan klasifikasi penyakit daun jagung fine-grained menggunakan *Deep Transfer Learning*. Penelitian ini membandingkan 4 arsitektur, yaitu VGGNET, Inception V3, ResNet50, dan InceptionResNetV2, dengan menggunakan dataset Plant Village yang telah diseimbangkan melalui augmentasi data. *Optimizer* SGD dengan momentum, RMSProp, dan Adam untuk melatih model. Hasilnya menunjukkan bahwa arsitektur ResNet50 mencapai performa paling unggul di antara yang lain dengan akurasi validasi tertinggi sebesar 87,51%, presisi 90,33%, dan *Recall* 99,80%, yang membuktikan efikasi dan superioritas pendekatan ini (Khan, Sohail, Madsen, dan Khare, 2024). Rangkuman dari penelitian terdahulu yang relevan disajikan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1. Penelitian Terkait Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman

No	Peneliti	Objek	Arsitektur	Optimizer	Hasil Utama
1	Iswantoro dan Handayani (2022)	Penyakit daun jagung (2 kelas: hawar dan karat)	CNN konvensional	Tidak disebutkan	Akurasi pengujian sebesar 94%

Tabel 2.1. Penelitian Terkait Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman

No	Peneliti	Objek	Arsitektur	Optimizer	Hasil Utama
2	Mustakim et al. (2024)	Penyakit daun jagung (4 kelas)	ResNet-50	Adam, Nadam, RMSProp, SGD	Akurasi tertinggi mencapai 94,36%
3	Ahmad et al. (2023)	Penyakit daun jagung (data laboratorium dan lapangan)	InceptionV3, <i>Transfer learning</i> ResNet50, VGG16, DenseNet169, Xception		Akurasi generalisasi tertinggi 81,60% (DenseNet169)
4	M. M. Islam et al. (2023)	Penyakit daun jagung (PlantVillage)	<i>Deep Neural Network</i>	Adam	Akurasi mencapai 96,96%
5	Patayon dan Crisostomo (2022)	Penyakit daun kacang tanah	VGG16, VGG19, InceptionV3, MobileNet, DenseNet169, ResNet50	Adam, RMSProp, SGD, Adagrad	Akurasi tertinggi 98% (DenseNet169)
6	Artika dan Maki (2025)	Penyakit daun pare (3 kelas)	ResNet50 dan ResNet101	Delapan optimizer (Adam, RMSProp, dan lainnya)	Akurasi tertinggi sebesar 95%

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel 2.1. Penelitian Terkait Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman

No	Peneliti	Objek	Arsitektur	Optimizer	Hasil Utama
7	Abdillah dan Kusrini (2025)	Penyakit daun jagung	ResNet-50 dengan <i>Bayesian Optimization</i>	Adam	Akurasi meningkat hingga 87,79%
8	Khan et al. (2024)	Penyakit daun jagung (<i>fine-grained classification</i>)	VGGNet, Incep-tionV3, ResNet50, Inception-ResNetV2	Adam, RMSProp, SGD	Akurasi validasi 87,51% (ResNet50)

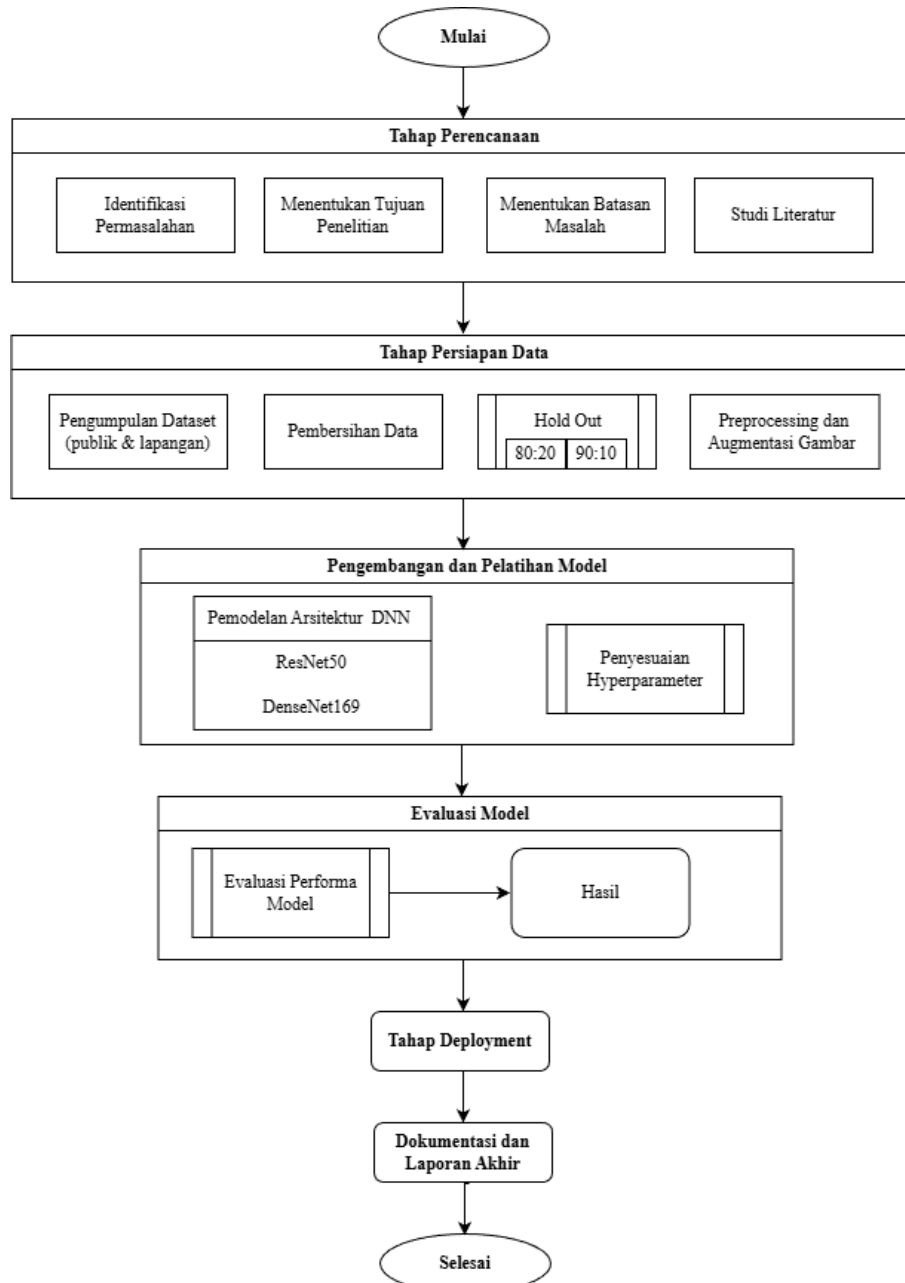
Tabel 2.1 menunjukkan bahwa metode *Deep Learning*, khususnya CNN dan DNN, telah banyak digunakan untuk klasifikasi penyakit daun jagung dengan hasil akurasi yang baik. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada satu arsitektur atau konfigurasi pelatihan tertentu, serta belum mengevaluasi pengaruh kombinasi arsitektur, *Optimizer*, *Learning Rate*, dan augmentasi data secara menyeluruh. Selain itu, pemanfaatan data lapangan dan penerapan hasil model ke dalam sistem yang dapat digunakan secara langsung masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini melakukan analisis komprehensif melalui perbandingan multi-arsitektur dan multi-parameter pelatihan, serta dilengkapi dengan implementasi sistem berbasis web sebagai bentuk penerapan model terbaik dalam mendukung identifikasi penyakit daun jagung secara lebih aplikatif.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian merujuk pada serangkaian prosedur atau langkah-langkah sistematis yang dilakukan oleh peneliti untuk mengumpulkan, menganalisis, dan menginterpretasikan data. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Metodologi Penelitian



3.1 Tahap Perencanaan

Tahap ini mencakup perencanaan menyeluruh untuk memastikan penelitian berjalan sistematis dan mencapai tujuan yang ditetapkan. Adapun tahapan-tahapan yang direncanakan meliputi:

3.1.1 Identifikasi Permasalahan

Jagung menjadi kebutuhan primer yang kedua setelah padi di Indonesia. Sehingga petani dan ahli pertanian membutuhkan solusi untuk mengidentifikasi masalah kesehatan tanaman jagung yang dapat merusak hasil panen. Penyakit pada daun jagung dapat menurunkan hasil panen dan sulit dideteksi secara akurat melalui pengamatan manual. Salah satu yang dapat dilakukan dalam mengidentifikasi masalah penyakit tanaman jagung adalah dengan melakukan pengamatan visual terhadap daunnya.

3.1.2 Menentukan Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra penyakit daun jagung menggunakan algoritma *Deep Neural Network* (DNN) berbasis arsitektur ResNet-50 dan DenseNet169. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk meningkatkan performa model melalui penerapan teknik augmentasi data dan pemilihan hyperparameter yang optimal.

3.1.3 Menentukan Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi pada klasifikasi citra penyakit daun jagung yang divalidasi oleh UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Riau. Fokus klasifikasi hanya mencakup empat kelas utama, yaitu bercak daun, bulai daun, karat daun, dan daun sehat (*healthy*). Arsitektur model yang digunakan adalah DNN dengan ResNet-50 dan DenseNet169. Evaluasi model dilakukan dengan membandingkan rasio pembagian data pelatihan dan pengujian (80:20 dan 90:10), serta penggunaan berbagai jenis *Optimizer* seperti Adam, Nadam RMSprop, SGD, dan Adamax disertai variasi nilai *Learning Rate* (0.1, 0.01, 0.001, 0.0001 dan 0.00001). Seluruh proses pengembangan dan pelatihan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* pada *Google Colab*.

3.1.4 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk memperoleh pemahaman teoritis mengenai konsep dasar DNN, termasuk struktur arsitektur, fungsi aktivasi, proses pelatihan, dan teknik optimasi. Pemahaman ini mencakup prinsip kerja DNN dalam mengenali pola visual pada citra, penggunaan arsitektur lanjutan seperti ResNet50 dan



DenseNet169 untuk meningkatkan kedalaman jaringan tanpa mengalami degradasi kinerja, serta pentingnya teknik augmentasi data dan *tuning hyperparameter* dalam meningkatkan akurasi model klasifikasi.

3.2 Tahap Persiapan Data

Persiapan data bertujuan untuk memperoleh data-data yang berhubungan dengan penelitian. Adapun tahap dari persiapan data sebagai berikut:

3.2.1 Pengumpulan Dataset (publik dan lapangan)

Proses pengumpulan dataset dilakukan melalui dua sumber, yaitu repositori publik milik Ibnu Jakaria (<https://github.com/ibnujakaria/deteksi-penyakit-jagung>) yang sebelumnya sudah pernah digunakan pada penelitian Aditya Rezky Pratama <https://ieeexplore.ieee.org/document/10836354/> dan data lapangan yang akan di validasi oleh UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Riau. Pengumpulan ini bertujuan untuk memperoleh data citra penyakit daun jagung dari berbagai kondisi nyata, sehingga model yang dibangun dapat dilatih dengan data yang beragam. Keseluruhan dataset publik berjumlah 7.346 data, dengan kelas Bercak Daun sebanyak 1.642, Bulai Daun sebanyak 1.918, *Healthy* sebanyak 1.859, dan Karat Daun sebanyak 1.927. Dikarenakan gambar pada setiap jenis penyakit daun jagung yang didapatkan berbeda jumlahnya, maka banyak data yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu sebanyak 1.250 dari setiap kelasnya, tujuannya agar mencegah ketidakseimbangan dalam proses pembelajaran mesin. Jadi pada penelitian ini total gambar yang digunakan pada penelitian ini yaitu sebanyak 5.000 data.

3.2.2 Pembersihan Data (*Cleaning Data*)

Meliputi penghapusan citra yang rusak, buram, atau duplikat agar data yang digunakan berkualitas baik. Seluruh *dataset* citra penyakit daun jagung ini dalam format JPG berukuran 256 x 256 pixels.

3.2.3 Pembagian Data (*Hold Out*)

Data yang telah diproses dibagi menggunakan metode *Hold-Out*, yaitu membagi *dataset* menjadi data latih dan data uji. Dalam penelitian ini, digunakan dua skenario pembagian: 80:20 dan 90:10. Pembagian ini memungkinkan evaluasi performa model terhadap data yang tidak pernah dilihat selama pelatihan, sehingga dapat mengukur akurasi klasifikasi secara objektif.



3.2.4 Preprocessing dan Augmentasi Gambar

Tahapan preprocessing dan augmentasi gambar berfungsi untuk mempersiapkan citra sebelum dimasukkan ke dalam model pelatihan. Setiap citra diubah ukurannya menjadi 224×224 *pixels* dan dilakukan augmentasi berupa rotasi hingga 60° , shear sebesar 25%, zoom sebesar 30%, pergeseran horizontal dan vertikal 10%, serta horizontal flip dengan nearest interpolation untuk menjaga karakter visual daun. Augmentasi ini bertujuan untuk meningkatkan variasi data pelatihan tanpa perlu mengumpulkan data tambahan, serta untuk mencegah *overfitting* dengan membuat model lebih robust terhadap variasi visual pada citra daun.

3.3 Pengembangan dan Pelatihan Model

Tahap ini melibatkan proses pelatihan model menggunakan algoritma DNN dengan arsitektur ResNet-50 dan DenseNet169. Adapun tahapan nya sebagai berikut:

3.3.1 Pemodelan Arsitektur DNN

Pemodelan arsitektur DNN dilakukan dengan membangun model dua arsitektur *pre-trained*, yaitu ResNet50 dan DenseNet169. Kedua arsitektur digunakan sebagai dasar ekstraksi fitur dengan bobot *ImageNet* dan dikembangkan dengan penambahan lapisan klasifikasi untuk empat kelas penyakit. Pada setiap model, bagian dasar arsitektur dibekukan, kemudian ditambahkan *Global Average Pooling*, *dropout*, dan *dense layer* dengan regularisasi L2, serta lapisan *output softmax*. Model dikompilasi dan dilatih menggunakan lima *Optimizer* dan lima nilai *Learning Rate*, serta diuji dengan *hold out* 80:20 dan 90:10 dengan non augmentasi dan augmentasi data.

3.3.2 Arsitektur ResNet50

Pemodelan ResNet50 dilakukan dengan memanfaatkan arsitektur ResNet50 berbobot *pre-trained ImageNet* sebagai dasar pembentukan model DNN. Data citra masukan diproses menggunakan fungsi *preprocess_input* khusus ResNet50 agar sesuai dengan karakteristik bobot awal. Arsitektur ini dilakukan pada kondisi dengan augmentasi dan tanpa augmentasi data. Setelah proses ekstraksi fitur, ditambahkan lapisan *Global Average Pooling* untuk mereduksi dimensi fitur, diikuti *dropout* untuk mengurangi *overfitting*, serta *dense layer* berukuran 256 neuron dengan aktivasi ReLU dan regularisasi L2. Lapisan *output* menggunakan fungsi *softmax* untuk klasifikasi empat kelas. Setiap kombinasi *Optimizer* dan *Learning Rate* dibangun sebagai satu eksperimen terpisah, dilatih selama 35 *epoch*, dan dievalu-

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

asi untuk menentukan performa terbaik. Alur pemodelan DNN menggunakan arsitektur ResNet50 dengan augmentasi dan tanpa augmentasi data ditunjukkan pada Gambar 3.2 dan Gambar 3.3.

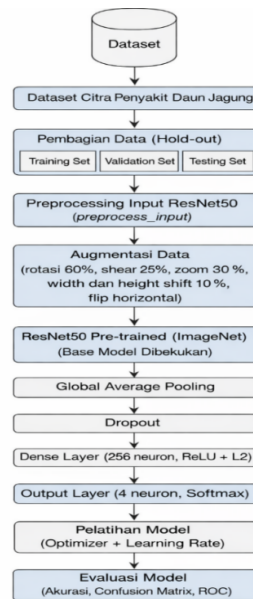
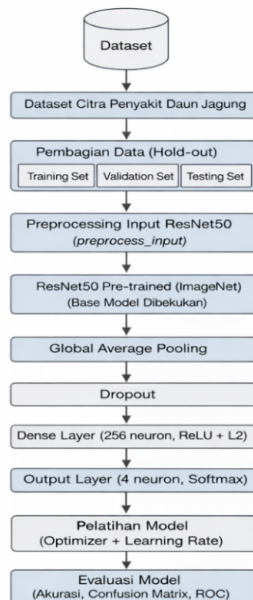


Diagram Alur Pemodelan DNN ResNet50 dengan Augmentasi Data

Gambar 3.2. Alur Pemodelan ResNet50 dengan Augmentasi Data

Alur Pemodelan DNN ResNet50 Tanpa Augmentasi Data



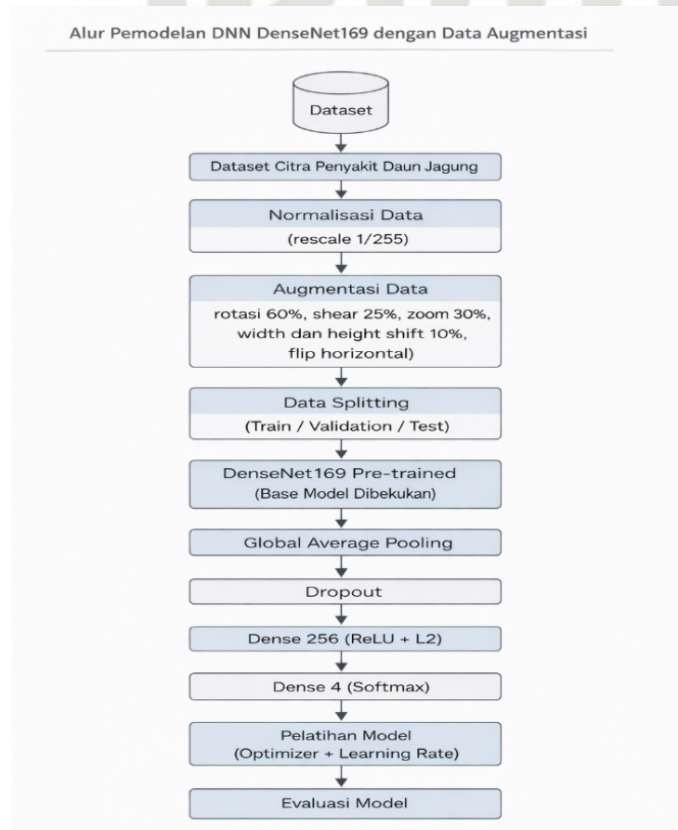
Gambar 3.3. Alur Pemodelan ResNet50 Tanpa Augmentasi Data

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3.3.3 Arsitektur DenseNet169

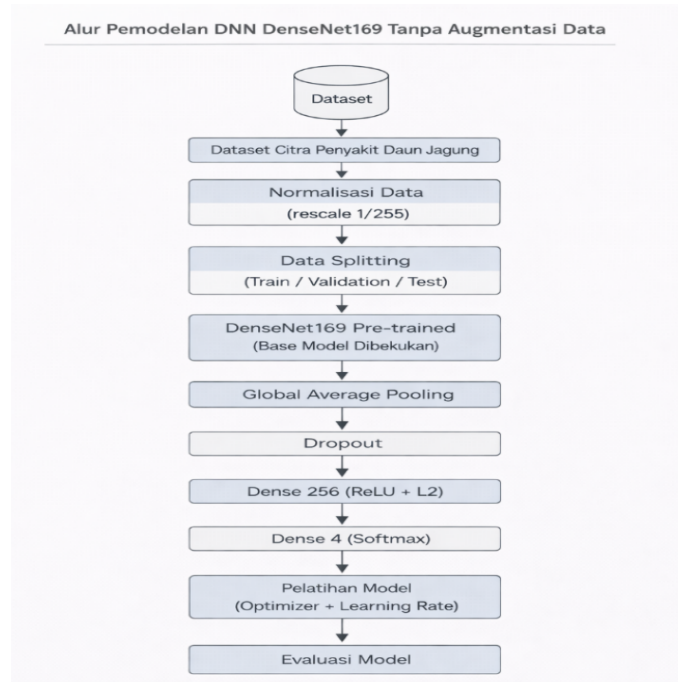
Pemodelan DenseNet169 dilakukan dengan menggunakan DenseNet169 berbobot pre-trained *ImageNet* sebagai dasar pengembangan model DNN. Berbeda dengan ResNet50, data citra pada arsitektur ini dinormalisasi menggunakan skema rescale 1/255. DenseNet169 diuji pada kondisi dengan augmentasi dan tanpa augmentasi data untuk melihat pengaruh variasi data terhadap performa model. Struktur lapisan tambahan yang digunakan sama, yaitu *Global Average Pooling*, *dropout*, *dense layer 256 neuron* dengan *activation ReLU* dan regularisasi L2, serta lapisan *output softmax*. Seluruh konfigurasi *Optimizer* dan *Learning Rate* diuji secara konsisten dengan pengaturan *epoch*, *batch size*, dan *callback* yang sama, sehingga perbandingan performa antar konfigurasi dapat dilakukan secara objektif. Alur pemodelan DNN menggunakan arsitektur DenseNet169 dengan augmentasi dan tanpa augmentasi data ditunjukkan pada Gambar 3.4 dan Gambar 3.5.



Gambar 3.4. Alur Pemodelan DenseNet169 dengan Augmentasi Data

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 3.5. Alur Pemodelan DenseNet169 Tanpa Augmentasi Data

3.3.4 Penyesuaian *Hyperparameter*

Penelitian ini menguji dua arsitektur dengan lima jenis *Optimizer*, lima nilai *Learning Rate* berbeda, *batch size* 32 dan *epoch* 35. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi kombinasi parameter terbaik yang mampu memberikan akurasi tinggi dan generalisasi yang baik dalam klasifikasi citra penyakit daun jagung. Masing-masing percobaan dilakukan sebanyak 50 kali untuk kedua rasio pembagian data, yaitu 80:20 dan 90:10 baik tanpa augmentasi maupun dengan augmentasi data. Parameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. *Hyperparameter* yang Digunakan

Parameter Pelatihan	Konfigurasi
Arsitektur Model	ResNet-50 dan DenseNet169
<i>Optimizer</i>	Adam, RMSprop, SGD, Nadam, Adamax
<i>Learning Rate</i>	0.1, 0.01, 0.001, 0.0001, 0.00001
<i>Batch Size</i>	32
<i>Epoch</i>	35
Metode Pembagian Data	<i>Hold-Out</i>
Rasio Data	80:20 dan 90:10



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3.4 Evaluasi Model

Setelah model dilatih, dilakukan evaluasi terhadap performanya.

3.4.1 Evaluasi Performa Model

Tahap ini bertujuan mengukur performa model klasifikasi penyakit daun jagung berbasis DNN arsitektur ResNet-50 dan DenseNet169, dengan fokus pada data testing. Model dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu Kurva Training dan Validation *Accuracy*/Loss, untuk melihat proses pembelajaran model. *Classification Report*, mencakup nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. *Confusion Matrix*, untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi antar kelas. *ROC Curve* dan *AUC*, untuk menilai kemampuan model dalam membedakan antar kelas.

3.4.2 Hasil

Berdasarkan evaluasi terhadap data testing, model ResNet-50 dan DenseNet169 yang telah dilatih menunjukkan performa yang bervariasi tergantung pada nilai *Learning Rate* yang digunakan. Dari kelima *Learning Rate* yang diuji (0.1, 0.01, 0.001, 0.0001, dan 0.00001), model memberikan akurasi terbaik pada *Learning Rate* tertentu yang mampu menyeimbangkan kecepatan dan kestabilan data pelatihan.

3.5 Tahap Deployment

Tahap deployment merupakan proses implementasi model DNN dengan performa terbaik ke dalam sistem klasifikasi citra penyakit daun jagung berbasis web menggunakan framework *Flask*. Sistem ini menerima input citra daun jagung, melakukan *preprocessing* sesuai tahap pelatihan, kemudian mengklasifikasi citra ke dalam empat kelas, yaitu Bercak Daun, Bulai Daun, Karat Daun, dan *Healthy*. Hasil prediksi ditampilkan sebagai keluaran sistem untuk membantu deteksi penyakit daun jagung secara cepat berdasarkan citra digital.

3.6 Dokumentasi dan Laporan Akhir

Dokumentasi dan laporan akhir menyajikan informasi lengkap tentang proses dan hasil penelitian. Dokumentasi mencatat langkah-langkah, metode, dan hasil, sedangkan laporan akhir merangkum tujuan, metodologi, hasil, dan kesimpulan. Laporan ini juga akan memberikan dasar untuk referensi dan pengembangan lebih lanjut.

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis terhadap 200 kombinasi skenario percobaan yang melibatkan dua arsitektur DNN (ResNet50 dan DenseNet169), lima *Optimizer*, lima *Learning Rate*, dua rasio pembagian data, serta penerapan augmentasi data, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa DenseNet169 lebih stabil pada skenario tanpa augmentasi data, sedangkan ResNet50 memberikan performa yang lebih optimal ketika augmentasi data diterapkan. Hal ini menunjukkan bahwa efektivitas arsitektur dipengaruhi oleh strategi augmentasi dalam proses klasifikasi citra penyakit daun jagung.
2. Pada skenario 80:20 tanpa augmentasi, konfigurasi terbaik diperoleh oleh DenseNet169, RMSprop, *Learning Rate* 0.001 dengan akurasi 98,60%, *validation accuracy* 0,9780, dan *validation loss* 0,1054. Pada skenario 80:20 dengan augmentasi, performa terbaik dicapai oleh ResNet50, Nadam, *Learning Rate* 0.001 dengan akurasi 98,60%, *validation accuracy* 0,9960, dan *validation loss* 0,0789. Selanjutnya, pada skenario 90:10 tanpa augmentasi, model terbaik adalah DenseNet169, Nadam, *Learning Rate* 0.0001 dengan akurasi 98,81%, *validation accuracy* 1,0000, dan *validation loss* 0,1424. Sementara itu, pada skenario 90:10 dengan augmentasi, konfigurasi terbaik diperoleh oleh ResNet50, RMSprop, *Learning Rate* 0.001 dengan akurasi tertinggi sebesar 99,21%, *validation accuracy* 0,9839, dan *validation loss* 0,0845. Hasil ini menunjukkan bahwa variasi *Optimizer*, *Learning Rate*, pembagian data, serta augmentasi berpengaruh signifikan terhadap performa dan kestabilan model.
3. Model terbaik ditetapkan pada konfigurasi ResNet50, RMSprop, *Learning Rate* 0.001 dengan skenario 90:10 dan augmentasi data, karena menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 99,21% dan performa yang konsisten. Model ini berhasil diimplementasikan dalam sistem klasifikasi berbasis *Flask* untuk menampilkan hasil prediksi dan nilai akurasi penyakit daun jagung.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas *dataset* dengan menambahkan lebih banyak data



primer dari berbagai kondisi lingkungan dan lokasi pengambilan citra dengan pencahayaan yang memadai agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap kondisi nyata di lapangan. Selain itu, eksplorasi arsitektur DNN lain yang lebih efisien serta penerapan *fine-tuning* dan optimasi *hyperparameter* secara lebih mendalam dapat dilakukan untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi model klasifikasi. Strategi augmentasi data yang lebih beragam dan terkontrol, seperti rotasi sudut kecil, perubahan pencahayaan, *zoom*, dan penyesuaian warna. Perlu dilakukan perbandingan tingkat augmentasi ringan, sedang, dan agresif untuk melihat pengaruhnya terhadap kestabilan dan konsistensi performa model. Dari sisi implementasi, sistem klasifikasi yang dikembangkan dapat diperluas ke *platform mobile* atau perangkat *edge* serta dilengkapi dengan metode *Explainable AI* untuk meningkatkan interpretabilitas hasil prediksi dan kemudahan penggunaan di lingkungan operasional.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



UIN SUSKA RIAU



DAFTAR PUSTAKA

- Abdillah, Y. A., dan Kusrini, K. (2025). Corn Leaf Disease Classification Optimization Using Resnet50 Architecture Utilizing Bayesian Optimization. *Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, 7(1), 8–15. doi: 10.33650/jeeecom.v7i1.9809
- Abraham, L. A., Palanisamy, G., dan Veerapu, G. (2025). Transparent brain tumor detection using DenseNet169 and LIME. *Scientific Reports*, 15(1), 1–21. doi: 10.1038/s41598-025-13233-7
- Adhian, K., Yudistira, N., Rahayudi, B., Basori, A. H., Malebary, S. J., Alesawi, S., ... Barukab, O. M. (2024). Maize disease classification using transfer learning and convolutional neural network with weighted loss. *Heliyon*, 10(21), e39569. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39569> doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e39569
- Ahmad, A., Gamal, A. E., dan Saraswat, D. (2023). Toward Generalization of Deep Learning-Based Plant Disease Identification Under Controlled and Field Conditions. *IEEE Access*, 11(December 2022), 9042–9057. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3240100
- Ahn, K., Zhang, Z., Kook, Y., dan Dai, Y. (2024). Understanding Adam optimizer via Online Learning of Updates: Adam is FTRL in Disguise. *Proceedings of Machine Learning Research*, 235, 619–640. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.01567>
- Ali, A. H., Youssef, A., Abdelal, M., dan Raja, M. A. (2024). An ensemble of deep learning architectures for accurate plant disease classification. *Ecological Informatics*, 81(September 2023), 102618. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102618> doi: 10.1016/j.ecoinf.2024.102618
- Aiska, R., Sari, C. A., dan Rachmawanto, E. H. (2024). Classification of Corn Leaf Disease Using Convolutional Neural Network. *Advance Sustainable Science, Engineering and Technology*, 6(4), 1–8. doi: 10.26877/asset.v6i4.772
- Arnold, C., Biedebach, L., Küpfer, A., dan Neunhoeffer, M. (2024). The role of hyperparameters in machine learning models and how to tune them. *Political Science Research and Methods*, 12(4), 841–848. doi: 10.1017/psrm.2023.61
- Artika, dan Maki, W. F. A. (2025). Classification of bitter melon leaf disease using deep learning architecture: ResNet50. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, 11(2), 324–335. doi: 10.26555/ijain.v11i2.1925
- Bachhal, P., Kukreja, V., Ahuja, S., Lilhore, U. K., Simaiya, S., Bijalwan, A.,



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

... Algarni, S. (2024). Maize leaf disease recognition using PRF-SVM integration: a breakthrough technique. *Scientific Reports*, 14(1), 1–20. Retrieved from <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60506-8> doi: 10.1038/s41598-024-60506-8

Balafas, V., Karantoumanis, E., Louta, M., dan Ploskas, N. (2023). Machine Learning and Deep Learning for Plant Disease Classification and Detection. *IEEE Access*, 11(September), 114352–114377. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3324722

Bamohabbat Chafjiri, S., Legg, P., Tsompanas, M. A., dan Hong, J. (2025). Leveraging activation and optimisation layers as dynamic strategies in the multi-task fuzzing scheme. *Computer Standards and Interfaces*, 94(March), 104011. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.csi.2025.104011> doi: 10.1016/j.csi.2025.104011

Bischi, B., Binder, M., Lang, M., Pielok, T., Richter, J., Coors, S., ... Lindauer, M. (2023). Hyperparameter optimization: Foundations, algorithms, best practices, and open challenges. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(2), 1–43. doi: 10.1002/widm.1484

Chakrabarty, A., Ahmed, S. T., Islam, M. F. U., Aziz, S. M., dan Maidin, S. S. (2024). An interpretable fusion model integrating lightweight CNN and transformer architectures for rice leaf disease identification. *Ecological Informatics*, 82(July), 102718. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102718> doi: 10.1016/j.ecoinf.2024.102718

Chen, H., Kuzina, A., Esmacili, B., dan Tomczak, J. M. (2025). Variational Stochastic Gradient Descent for Deep Neural Networks. *Transactions on Machine Learning Research*, 2025-April, 1–22. doi: VariationalStochasticGradientDescentforDeepNeuralNetworks

Chitriningrum, N., Banowati, L., Herdiana, D., Mulyati, B., Sakti, I., Fudholi, A., ... Andria, A. (2024). Comparison Study of Corn Leaf Disease Detection based on Deep Learning YOLO-v5 and YOLO-v8. *Journal of Engineering and Technological Sciences*, 56(1), 61–70. doi: 10.5614/j.eng.technol.sci.2024.56.1.5

Choi, D., Shallue, C. J., Nado, Z., Lee, J., Maddison, C. J., dan Dahl, G. E. (2020). On Empirical Comparisons of Optimizers for Deep Learning. (1). Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1910.05446>

Chowdhury, S., dan Das, D. K. (2025). Harnessing the Potato leaf disease detection process through proposed Conv2D and resnet50 deep learning models. *Pro-*



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

cedia Computer Science, 252, 539–547. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.01.013> doi: 10.1016/j.procs.2025.01.013

Deshpande, A., Estrela, V. V., dan Patavardhan, P. (2021). The DCT-CNN-ResNet50 architecture to classify brain tumors with super-resolution, convolutional neural network, and the ResNet50. *Neuroscience Informatics*, 1(4), 100013. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.neuri.2021.100013> doi: 10.1016/j.neuri.2021.100013

El Hajoui, A., Alaoui, O. Y., El Kharki, O., Wahbi, M., Boulaassal, H., dan Maa-touk, M. (2025). A Student Performance Prediction Using RNNs Models with variety of optimization Techniques in Deep Learning. *International Journal of Information and Education Technology*, 15(6), 1289–1301. doi: 10.18178/ijiet.2025.15.6.2331

Elshamy, R., Abu-Elnasr, O., Elhoseny, M., dan Elmougy, S. (2023). Improving the efficiency of RMSProp optimizer by utilizing Nesterov in deep learning. *Scientific Reports*, 13(1), 1–16. Retrieved from <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35663-x> doi: 10.1038/s41598-023-35663-x

Fjellström, C., dan Nyström, K. (2022). Deep learning, stochastic gradient descent and diffusion maps. *Journal of Computational Mathematics and Data Science*, 4(June), 100054. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jcmds.2022.100054> doi: 10.1016/j.jcmds.2022.100054

Gookyi, D. A. N., Wulnye, F. A., Arthur, E. A. E., Ahiadormey, R. K., Agyemang, J. O., Agyekum, K. O. B. O., dan Gyaang, R. (2024). TinyML for smart agriculture: Comparative analysis of TinyML platforms and practical deployment for maize leaf disease identification. *Smart Agricultural Technology*, 8(June), 100490. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100490> doi: 10.1016/j.atech.2024.100490

Hobi, S. (2024). *Penyakit Tanaman Jagung yang Menghambat Pertumbuhan*. Retrieved 2025-05-06, from <https://kumparan.com/seputar-hobi/penyakit-tanaman-jagung-yang-menghambat-pertumbuhan-22nQ6Ae8pAO/full>

Islam, M. M., Adil, M. A. A., Talukder, M. A., Ahamed, M. K. U., Uddin, M. A., Hasan, M. K., ... Debnath, S. K. (2023). DeepCrop: Deep learning-based crop disease prediction with web application. *Journal of Agriculture and Food Research*, 14(March), 100764. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2023.100764> doi: 10.1016/j.jafr.2023.100764

Islam, M. T., Rahman, W., Hossain, M. S., Roksana, K., Azpiroz, I. D., Diaz, R. M.,



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

... Samad, M. A. (2024). Medicinal Plant Classification Using Particle Swarm Optimized Cascaded Network. *IEEE Access*, 12(February), 42465–42478. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3378262

Iswantoro, D., dan Handayani UN, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 900. doi: 10.33087/jiubj.v22i2.2065

Jiang, D., Chen, S., Useya, J., Cao, L., dan Lu, T. (2022). Crop Mapping Using the Historical Crop Data Layer and Deep Neural Networks: A Case Study in Jilin Province, China. *Sensors*, 22(15). doi: 10.3390/s22155853

Joshi, K., Hooda, S., Sharma, A., Sonah, H., Deshmukh, R., Tuteja, N., ... Gill, R. (2025). Precision diagnosis of tomato diseases for sustainable agriculture through deep learning approach with hybrid data augmentation. *Current Plant Biology*, 41(December 2024), 100437. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.cpb.2025.100437> doi: 10.1016/j.cpb.2025.100437

Katreddi, S., Midatani, A., Roy, A. P., Velpuri, U., dan Kasani, S. (2025). Pediatric pneumonia X-ray image classification: predictive model development with DenseNet-169 transfer learning. *Journal of Medical Artificial Intelligence*, 8(March), 0–3. doi: 10.21037/jmai-24-356

Khan, I., Sohail, S. S., Madsen, D. Ø., dan Khare, B. K. (2024). Deep transfer learning for fine-grained maize leaf disease classification. *Journal of Agriculture and Food Research*, 16(September 2023). doi: 10.1016/j.jafr.2024.101148

Kumar, J., Dalal, N., dan Sethi, M. (2024). Hyperparameters in deep learning: A comprehensive review. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 12(4), 4015–4023. Retrieved from www.ijisae.org

Kusuma, J., Rubianto, Rosnelly, R., Hartono, dan Hayadi, B. H. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Jagung Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors dan Multilayer Perceptron. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 4(1), 1–6. doi: 10.52158/jacost.v4i1.484

Kwatra, C. V., Kaur, H., Mangla, M., Singh, A., Tambe, S. N., dan Potharaju, S. (2025). Early detection of gynecological malignancies using ensemble deep learning models: ResNet50 and inception V3. *Informatics in Medicine Unlocked*, 53(January), 101620. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.imu.2025.101620> doi: 10.1016/j.imu.2025.101620

M Sowmiya, S. K. (2023). IoT enabled prediction of agriculture's plant dis-



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

ease using improved.pdf. *Journal of the International Measurement Confederation (IMEKO)*, 27(6), 100812–100820. doi: <https://doi.org/10.1016/j.measen.2023.100812>

Malik, M. M., Fayyaz, A. M., Yasmin, M., Abdulkadir, S. J., Al-Selwi, S. M., Raza, M., dan Waheed, S. (2024). A novel deep CNN model with entropy coded sine cosine for corn disease classification. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 36(7), 102126. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102126> doi: 10.1016/j.jksuci.2024.102126

Manjula, K., Spoorthi, S., Yashaswini, R., dan Sharma, D. (2022). Plant Disease Detection Using Deep Learning. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 783(1), 1389–1396. doi: 10.1007/978-981-16-3690-5_133

Mazumder, B., Khan, M. S. I., dan Mohi Uddin, K. M. (2023). Biorthogonal wavelet based entropy feature extraction for identification of maize leaf diseases. *Journal of Agriculture and Food Research*, 14(August), 100756. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2023.100756> doi: 10.1016/j.jafr.2023.100756

Mijwil, M. M., dan Aljanabi, M. (2024). A Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Classification of Diabetes Utilizing Confusion Matrix Analysis. *Baghdad Science Journal*, 21(5), 1712–1728. doi: 10.21123/BSJ.2023.9010

Mishra, S., Sachan, R., dan Rajpal, D. (2020). Deep Convolutional Neural Network based Detection System for Real-time Corn Plant Disease Recognition. *Procedia Computer Science*, 167, 2003–2010. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.236> doi: 10.1016/j.procs.2020.03.236

Mueller, D. S., Wise, K. A., Sisson, A. J., Allen, T. W., Bergstrom, G. C., Bissonnette, K. M., ... Wiebold, W. J. (2020). Corn yield loss estimates due to diseases in the United States and Ontario, Canada, from 2016 to 2019. *Plant Health Progress*, 21(4), 238–247. doi: 10.1094/PHP-05-20-0038-RS

Mustakim, M., Pratama, A. R., Ahmad, I., Arifianto, T., Sussolaikah, K., dan Sepriano, S. (2024). Image Classification of Corn Leaf Diseases Using CNN Architecture ResNet-50 and Data Augmentation. *2024 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications, DASA 2024*, 1–6. doi: 10.1109/DASA63652.2024.10836354

Nigar, N., Muhammad Faisal, H., Umer, M., Oki, O., dan Manappattukunnel Lukose, J. (2024). Improving Plant Disease Classification with Deep-



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Learning-Based Prediction Model Using Explainable Artificial Intelligence. *IEEE Access*, 12(July), 100005–100014. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3428553

Nishad, M. A. R., Mitu, M. A., dan Jahan, N. (2022). Predicting and Classifying Potato Leaf Disease using K-means Segmentation Techniques and Deep Learning Networks. *Procedia Computer Science*, 212(C), 220–229. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.11.006> doi: 10.1016/j.procs.2022.11.006

Nutakki, M., dan Mandava, S. (2024). Optimizing home energy management: Robust and efficient solutions powered by attention networks. *Heliyon*, 10(4), e26397. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26397> doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e26397

Paneru, B., Thapa, B., dan Paneru, B. (2025). Sentiment analysis of movie reviews: A flask application using CNN with RoBERTa embeddings. *Systems and Soft Computing*, 7(September 2024), 200192. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2025.200192> doi: 10.1016/j.sasc.2025.200192

Patayon, U. B., dan Crisostomo, R. V. (2022). Peanut leaf spot disease identification using pre-trained deep convolutional neural network. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 12(3), 3005–3012. doi: 10.11591/ijece.v12i3.pp3005-3012

Pratama, A. Y., dan Pristyanto, Y. (2023). Classification of Corn Plant Diseases Using Various Convolutional Neural Network. *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*, 9(1), 49–56. doi: 10.33480/jitk.v9i1.4258

Putra, I. P., Rusbandi, R., dan Alamsyah, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Algoritme*, 2(2), 102–112. doi: 10.35957/algorithm.v2i2.2360

Rahaman, M. M., Umer, S., Azharuddin, M., dan Hassan, A. (2025). Image-based blight disease detection in crops using ensemble deep neural networks for agricultural applications. *Journal of Natural Pesticide Research*, 12(December 2024), 100130. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.napere.2025.100130> doi: 10.1016/j.napere.2025.100130

Raihan, M. A. K., Sakib, S., Fahad, N. M., Mamun, A. A., Rahman, M. A., Shatabda, S., dan Mukta, M. S. H. (2024). A systematic review of hyperparameter optimization techniques in convolutional neural networks. *Decision Analytics Journal*, 11, 100470. doi: 10.1016/j.dajour.2024.100470

Ramesh, S., dan Vydeki, D. (2020). Recognition and classification of paddy



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

leaf diseases using Optimized Deep Neural network with Jaya algorithm. *Information Processing in Agriculture*, 7(2), 249–260. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2019.09.002> doi: 10.1016/j.inpa.2019.09.002

Resti, Y., Irsan, C., Putri, M. T., Yani, I., Anshori, dan Suprihatin, B. (2022). Identification of Corn Plant Diseases and Pests Based on Digital Images using Multinomial Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor. *Science and Technology Indonesia*, 7(1), 29–35. doi: 10.26554/sti.2022.7.1.29-35

Sachin Patil, N., dan Kannan, E. (2024). An efficient corn leaf disease prediction using Adaptive Color Edge Segmentation with Resnext101 model. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*(July). Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2024.09.002> doi: 10.1016/j.jssas.2024.09.002

Sajitha, P., Diana Andrushia, A., Anand, N., Naser, M. Z., dan Lubloy, E. (2024). A deep learning approach to detect diseases in pomegranate fruits via hybrid optimal attention capsule network. *Ecological Informatics*, 84(November), 102859. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102859> doi: 10.1016/j.ecoinf.2024.102859

Sanjaya, S. A., Kristiyanti, D. A., Irmawati, Hadinata, F. I., dan Karaeng, C. N. (2025). A Comparative Analysis of Building Hidden Layer, Activation Function, and Optimizer on Neural Network Sentiment Analysis. *International Journal on Informatics Visualization*, 9(3), 1202–1210. doi: 10.62527/joiv.9.3.2906

Syyid, M. F. N. (2024). Klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan metode cnn dengan image processing he dan clahe. *Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi*, 4(1), 86–95. doi: 10.55606/jutiti.v4i1.3425

Shahade, A. K., Walse, K. H., Thakare, V. M., dan Atique, M. (2023). Multi-lingual opinion mining for social media discourses: an approach using deep learning based hybrid fine-tuned smith algorithm with adam optimizer. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(2), 100182. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2023.100182> doi: 10.1016/j.jjime.2023.100182

Sopialena, Suyadi, dan Noor, S. A. (2022). Ecosystem Monitoring on Leaves of Leaf Rust Disease of Maize (*Zea mays* L.). *Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture*, 37(1), 89–99. doi: 10.20961/carakatani.v37i1.34920

Sulistiyana, F., dan Anardani, S. (2023). Aplikasi Deteksi Penyakit Tanaman Ja-



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

gung Dengan Convolutional Neural Network dan Support Vector Machine. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENATIK)*, 6(1), 423–432.

Sun, Z., Di, L., Fang, H., dan Burgess, A. (2020). Deep learning classification for crop types in north dakota. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 2200–2213. doi: 10.1109/JSTARS.2020.2990104

Sweke, R., Wilde, F., Meyer, J. J., Schuld, M., Fährmann, P. K., Meynard-Piganeau, B., dan Eisert, J. (2020). Stochastic gradient descent for hybrid quantum-classical optimization. *Quantum*, 4. doi: 10.22331/q-2020-08-31-314

Tasfe, M., Nivrito, A., Al MacHot, F., Ullah, M., dan Ullah, H. (2024). Deep Learning Based Models for Paddy Disease Identification and Classification: A Systematic Survey. *IEEE Access*, 12(July), 100862–100891. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3419708

Uppal, M., Gupta, D., Juneja, S., Gadekallu, T. R., El Bayoumy, I., Hussain, J., dan Lee, S. W. (2023). Enhancing accuracy in brain stroke detection: Multi-layer perceptron with Adadelta, RMSProp and AdaMax optimizers. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 11(September), 1–15. doi: 10.3389/fbioe.2023.1257591

Venkataramana, A., Suresh Kumar, K., Suganthi, N., dan Rajeswari, R. (2022). Prediction of Brinjal Plant Disease Using Support Vector Machine and Convolutional Neural Network Algorithm Based on Deep Learning. *Journal of Mobile Multimedia*, 18(3), 771–788. doi: 10.13052/jmm1550-4646.18315

Wahyuningrum, R. T., Erfian, R., Kusumaningsih, A., dan Tjahyaningtijas, H. P. A. (2025). Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Model Deep Learning EfficientNetB5. *Jurnal Pekommas*, 10(1), 1–8. doi: 10.56873/jpkkm.v9i1.5322

Wan, J., Li, B., Wang, K., Teng, X., Wang, T., dan Mao, B. (2024). An Improved ResNet50 for Environment Image Classification. *Procedia Computer Science*, 242, 1000–1007. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.08.246> doi: 10.1016/j.procs.2024.08.246

Wang, D., Xu, Y., Zhang, Y., Liu, P., Li, C., dan Zhang, B. (2025). Application and Practice of Data Mining Algorithms in Power Evaluation System. *Procedia Computer Science*, 262, 26–34. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.05.024> doi: 10.1016/j.procs.2025.05.024

Wu, M. T. (2022). Confusion matrix and minimum cross-entropy metrics based



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

motion recognition system in the classroom. *Scientific Reports*, 12(1), 1–10. Retrieved from <https://doi.org/10.1038/s41598-022-07137-z> doi: 10.1038/s41598-022-07137-z

Yang, S., Xing, Z., Wang, H., Gao, X., Dong, X., Yao, Y., ... Liu, Z. (2023). Classification and localization of maize leaf spot disease based on weakly supervised learning. *Frontiers in Plant Science*, 14(May), 1–17. doi: 10.3389/fpls.2023.1128399

Yao, W., Luo, X., Yang, R., Yuan, X., dan He, X. (2025). Data Mining and Prediction Technology for Power Internet of Things Based on Big Data Analysis. *Procedia Computer Science*, 262, 10–17. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.05.022> doi: 10.1016/j.procs.2025.05.022

Yuan, H., dan Hu, W. (2025). Image retrieval method based on data mining and deep residual network. *Systems and Soft Computing*, 7(June), 200331. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2025.200331> doi: 10.1016/j.sasc.2025.200331

Zhang, Q., Zhang, Y., Shao, Y., Liu, M., Li, J., Yuan, J., dan Wang, R. (2023). Boosting Adversarial Attacks with Nadam Optimizer. *Electronics (Switzerland)*, 12(6), 1–16. doi: 10.3390/electronics12061464



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN A

SURAT IZIN PENELITIAN



KEMENTERIAN AGAMA REPUBLIK INDONESIA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
كلية العلوم و التكنولوجيا
FACULTY OF SCIENCES AND TECHNOLOGY
 Jl. H.R. Soebrandt KM. 15 No. 155 Tuah Madani Kec. Tuah Madani- Pekanbaru 28298 PO Box. 1004
 Fax: (0761) 589 025 Web: www.uin-suska.ac.id E-mail: fasitec@uin-suska.ac.id

Nomor : B- 7137 / F.V/PP.009/10/2025 Pekanbaru, 15 Oktober 2025
 Sifat : Biasa
 Hal : Mohon Izin Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir/Skripsi

Kepada Yth.
 Kepala Dinas Pangan, Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Riau
 Jl. HR. Soebrandt No.4, Delima, Kecamatan Tampan Pekanbaru, Riau 28142.

Assalamualaikum Wr. Wb.

Dengan hormat, Sehubungan telah dimulainya mata kuliah Tugas Akhir pada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Suska Riau, kami bermaksud mengirimkan mahasiswa:

Nama	: Irma Fitriani
NIM	: 12250325541
Fakultas	: Sains dan Teknologi
Program Studi/Smt	: Sistem Informasi / 7
No. Hp/E-mail	: 085351304008

untuk pengambilan data yang sangat dibutuhkan dalam Tugas akhir mahasiswa tersebut yang berjudul "Klasifikasi Citra Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Neural Network Dengan Augmentasi Data". Kami mohon kiranya saudara berkenan memberikan izin dan fasilitas demi kelancaran Tugas Akhir mahasiswa yang bersangkutan.

Demikian surat ini kami sampaikan, atas bantuan dan kerjasama Saudara kami ucapkan terima kasih.

Wassalam



Dr. Lestari Handayani, ST., M.Kom
 NIP. 198111132007102003



Dokumen ini telah ditanda tangani secara elektronik.
 Token : ZOqdqzp0

CS Dipindai dengan CamScanner

Gambar A.1. Surat Izin Penelitian

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN B

SURAT BALASAN PENELITIAN



PEMERINTAH PROVINSI RIAU
DINAS PANGAN TANAMAN PANGAN DAN HORTIKULTURA
 JL. HR. SOEBRANTAS NO. 4 - PEKANBARU KODE POS : 28294
 TELP. (0761) 7434974
 E-mail : distanhor@riau.go.id Website : http://distanhor.riau.go.id

LEMBARAN DISPOSISI B R P

B = Biasa ✓
 R = Rahasia
 P = Penting

Indeks	:	Hal : Mohon izin penelitian dan pengambilan data tugas akhir / skripsi An. Irma Fhriani	Tgl Terima :	21.10.2025
Kode	:	Tanggal : 15.10.2025 Nomor : 009/10/2025 Asal : Universitas Sultan Syarif Karim	Tgl Penyelesaian :	24.10.2025

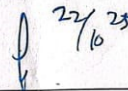
DISPOSISI KEPADA →	1. SEKRETARIS	9. UPT Pengawasan Mutu dan Keamanan Pangan	
	2. Bidang Ketahanan Pangan	10. Sub Bag. Perencanaan dan Program	
	3. Bidang Tanaman Pangan	11. Sub Bag. Kepegawaian dan Umum	✓
	4. Bidang Hortikultura	12. Sub Bag. Keuangan, Perlengkapan dan Pengelolaan Barang Milik Daerah	
	5. Bidang Prasarana, Sarana dan Pertanian	13.	
	6. UPT Pembenihan dan Sertifikasi Benih Tanaman Pangan dan Hortikultura	14.	
	7. UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura	15.	
	8. UPT Pelatihan dan Penyuluhan Pertanian	16.	

INSTRUKSI ↓

INFORMASI X) →

Hadir Mewakili KADIS Untuk diproses / diselesaikan Untuk dimaklumi / diketahui Siapkan bahan / materi Saran Pertimbangan Edarkan / Umumkan	
---	--

Diteruskan -

KEPALA DINAS

 NIP.

X) 1. Kepada Bawahan "Instruksi dan atau Informasi"
 2. Kepada Atasan "Informasi" Coret Instruksi

Gambar B.1. Surat Balasan Penelitian



LAMPIRAN C

BERITA ACARA WAWANCARA

SURAT KETERANGAN OBSERVASI DAN WAWANCARA

Dengan ini menyatakan bahwa Mahasiswa dibawah ini:

Nama : Irma Fitriani
 NIM : 12250325541
 Program Studi : Sistem Informasi
 Fakultas : Sains dan Teknologi
 Universitas : Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Telah melakukan wawancara dengan:

Nama : *Dele Andryneli*
 Jabatan/Posisi : *POPT - Perampas*
 Bidang/Seksi : *perlindungan jiwa*
 Tanggal Wawancara : *8.10.2025*
 Waktu : *10.00 s.d 11.20 wib*
 Lokasi Wawancara : *Labor Cptpp Pekanbaru*

Dalam rangka menyusun Laporan Tugas Akhir Program Studi Sistem Informasi dengan judul "Klasifikasi Citra Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Neural Network dengan Augmentasi Data".

Pekanbaru, 31 Oktober.... 2025

[Signature]
 Dele Andryneli

Gambar C.1. Berita Acara Wawancara



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN D

TRANSKIP WAWANCARA

Hari/Tanggal : Jum'at, 31 Oktober 2025

Waktu : 10.57 – 11.25

Lokasi : UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Riau

Narasumber : Dede Andriyadi

Jabatan : Pengendali Organisme Pengganggu Tumbuhan (POPT)

1. Bagaimana kondisi umum budidaya tanaman jagung di Provinsi Riau berdasarkan pengamatan dan data dari UPT Perlindungan Tanaman pangan dan Hortikultura Provinsi Riau saat ini?

Jawaban: Begini ya sebenarnya kita dalam sistem kerja sebagai POPT itu berjenjang. Berjenjang itu artinya ada petugas yang berada di tingkat kecamatan. Kecamatan itu berarti home base mereka itu di BPP (Balai Penyuluhan Pertanian). Balai Penyuluhan Pertanian itu ada PPL dan ada Petugas Hama Penyakit atau POPT ini tadi. Dari kecamatan itu naik ke Kabupaten, Kabupaten itu ada namanya koordinator POPT Kabupaten, kemudian di provinsi UPT Perlindungan Tanaman Pangan dan Hortikultura. Tentang budidaya tanaman jagung di Provinsi Riau, kemudian bagaimana dengan kondisi hama dan penyakitnya? Tentu ada wilayah yang Kecamatannya itu tersedia petugas POPT. Tentu sistem budidaya apalagi didampingi oleh PPL. Ya ada petugas yang mendampingi, tentu sistem budidayanya mengarah kepada budidaya yang baik, bisa saja di samping melakukan budidaya itu pada daerah yang memang betul-betul terdampingi oleh petugas kita di lapangan. Di samping menerapkan pelaksanaan budidaya secara umum, mereka juga mampu melakukan teknik pengendalian hama dan penyakit secara terpadu. Itulah yang dikenal dengan PHT (Pengendalian Hama Terpadu). Jadi itu tadi jika pada wilayah Provinsi Riau itu tersedia petugas yang mendampingi ya ada petugasnya karena keterbatasan petugas nih petugas POPT atau pengendali hama penyakit itu kan kurang. Tidak semua kecamatan di Provinsi Riau ini ada. Tentu yang bisa kita sampaikan kepada adik-adik, karena kita bekerja di bawah instansi tertentu. Dan menjadi tanggung jawab kita, jika memang petugas itu ada korelasinya pasti positif. Kalau korelasinya negatif padadaerah atau wilayah kecamatan yang ada petugas malah sistem budidayanya buruk atau tingkat serangan hama penyakitnya tinggi. Tentu ini ada sesuatu yang bermasalah dan perlu koordi-



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

nasi lebih tinggi lagi, apakah di tingkat Kabupaten atau di tingkat Provinsi. Jadi kalau wilayah itu ada petugas, ada PPL nya ada petugas penyakitnya, pasti sistem budidayanya terdampingi dengan baik. Mulai dari pengolahan lahannya, persiapan benihnya atau penanamannya, dan juga pemeliharaan hama penyakit, serta bagaimana distribusi hasil panen dari panen petani itu juga akan terarah dengan baik melalui kinerja kinerja PPL nya juga yang ada di sana. Karena kalau POPT itu hanya spesifik pada tahapan pemeliharaan dalam hal ini adalah pengendalian hama atau penyakit itu tadi.

2. Apa saja tugas dan tanggung jawab utama dari upt perlindungan tanaman pangan dan hortikultura dalam pengendalian serta pemantauan penyakit tanaman jagung di wilayah Riau?

Jawaban: Seperti yang saya jelaskan tadi bahwa sistem kerja kita itu berjenjang ya berjenjang mulai dari tingkat kecamatan. Ada tadi petugas kita yang membawahi wilayah kerja kecamatan, kemudian ada Kabupaten dan ada Provinsi. Petugas kita di kecamatan itu bertanggung jawab atau tupoksi nya itu tentu mendampingi wilayah kerjanya dalam hal ini adalah pertanian ya petani orangnya. Kemudian pertanian yang ada di wilayah setempat, apakah itu tanaman horti atau tanaman pangan? Mengamankannya bagaimana? Sistem pertanian yang berlangsung di wilayah dampungannya itu aman dari serangan hama atau penyakit. Kemudian jika serangan atau permasalahan hama dan penyakit yang terjadi di wilayah dampingan itu masih bisa ditangani oleh petugas di wilayah kerja tersebut maka itu bisa secara langsung dilakukan oleh petugas yang bersangkutan. Nah, dengan mengajak petani bersama Balai Penyuluhan Pertanian setempat. Jadi itu bisa ditangani secara langsung. Tapi untuk kasus kasus tertentu, misalnya terjadi eksplosif atau ledakan serangan dalam waktu yang cepat, dan itu tidak tertangani lagi oleh petugas di lapangan dan petani. Maka itu akan dinaikkan statusnya ke tingkat Kabupaten dan ke tingkat Provinsi. Dari UPT Perlindungan nanti melalui brigade proteksi nya akan memberikan pendampingan secara langsung ke wilayah yang bersangkutan yang terjadi serangan hama atau penyakit yang tidak sanggup ditangani oleh petugas di lapangan tadi. UPT Perlindungan itu juga memberikan pembinaan pembinaan artinya melakukan gerakan pengendalian kemudian melakukan temu lapang atau memberikan sosialisasi pada wilayah-wilayah yang menjadi potensi pangan dan horti di Provinsi Riau. Di UPT Perlindungan ini juga menghasilkan atau memproduksi Agen Pengendali Hayati. Peran lain dari UPT



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Perlindungan ini, misalnya di lapangan ada penyakit yang ditemukan oleh petugas dan itu tidak teridentifikasi di tingkat lapangan. Nah maka sampel penyakit yang terjadi pada tanaman itu bisa dikirim ke sini. Kemudian sampel itu akan diidentifikasi lebih lanjut oleh petugas analisisnya di laboratorium pengujian, maka hasil rekomendasi dari identifikasi itulah yang akan disampaikan kepada pihak-pihak berkepentingan. Petugas di Kabupaten dan Balai Penyuluhan Pertanian untuk melakukan langkah-langkah pengendalian sesuai rekomendasi dari identifikasi. Misalnya kalau sudah mewabahnya tingkat serangannya di atas ambang ekonomi, maka itu diarahkan untuk menggunakan bahan kimia. Jadi bahan kimia itu memang sebisa mungkin itu sebagai langkah terakhir.

3. Bagaimana pedoman atau standar baku dari Kementerian Pertanian ataupun Dinas Pertanian terkait klasifikasi dan identifikasi dari penyakit daun jagung? Apakah ada?

Jawaban: Jadi dari Kementerian Pertanian itu ada mengeluarkan buku Petunjuk Teknis Pengamatan dan Pelaporan Organisme pengganggu tumbuhan dan dampak perubahan iklim. Segala sesuatu pelaporan yang kita buat ada berkas yang akan kita sampaikan itu acuannya di sini, blangko mana yang mau dipakai, lampiran mana yang mau dipakai. Misalnya dalam mengidentifikasi segala sesuatu pada tanaman jagung tadi ada penyakit hawar gitu, bagaimana sih melapor penyakit hawar itu? misalnya pada blangko laporan kerusakan tanaman akibat serangan penyakit. Nah dari blangko itu, maka kita akan tahu apakah serangan penyakit itu berada pada kategori ringan, apakah dia berada pada kategori sedang ataupun dia berada pada kategori berat dan bahkan puso (gagal panen). Jadi seperti itu sudah ada acuan baku, ringan itu berapa persen misalnya di bawah 25% kecil atau sama 25% itu ringan, kemudian sedangnya 50 kemudian beratnya 75% besar dari 75% berarti sudah puso misalnya. Jadi seperti itu ada acuan baku dan itu sudah memang menjadi suatu hal wajib yang harus diikuti. Tidak boleh sembarangan. Tapi kalau tadi yang penyakitnya didiagnosa pada skala laboratorium, itu memang rekomendasinya dikeluarkan oleh petugas yang melakukan diagnosa. Dalam hal ini analisisnya atau pakarnya, kalau di laboratorium itu ada analisis orang yang melakukan pengujian. Nah itu rekomendasinya dikeluarkan oleh si petugas labor. Tapi kalau dari petugas lapangan data nya atau laporan kerusakan penyakit itu dibuat dalam bentuk laporan laporan yang mengacu kepada petunjuk teknis.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

4. Kemudian bagaimana data statistik tahunan mengenai luas serangan ataupun frekuensi penyakit daun jagung di Provinsi Riau?

Jawaban: Laporan yang dibuat POPT itu setiap bulan, dalam satu bulan itu ada 2 periode laporan, tanggal 1 sampai tanggal 15, tanggal 16 sampai tanggal 30 atau 31. Jadi dalam satu bulan itu ada 2 kali periode laporan oleh petugas di lapangan, yang disampaikan oleh petugas lapangan ke provinsi, maka laporan itu direkap menjadi laporan rekapitulasi KLTS (Kumulatif Luas Tambah Serangan), sehingga secara statistiknya itu Provinsi Riau itu di Kabupaten ini, di Kecamatan ini, Kabupaten ini tingkat serangannya di bulan ini. Misalnya penyakit hawar di jagung itu intensitasnya sekian persen. Jadi itu sudah terdokumentasi dengan baik. Untuk meminta data itu nanti kepada Seksi Perlindungan, karena data KLTS itu di nanti lapor ke Pak Kategunya. Kalau di sini kan lebih ke laboratorium.

5. Pada penelitian saya ini menggunakan data yang saya dapatkan di internet (github), untuk klasifikasi dari penyakit daun jagung itu ada 4 kelas yaitu Bulai daun, bercak daun, karat daun dan daun sehat. Menurut pihak UPT, apakah pengelompokan ini sudah sesuai dengan klasifikasi penyakit daun jagung yang ada di Provinsi Riau maupun di provinsi lain di Indonesia?

Jawaban: Kalau kita di laboratorium tentu mengelompokkan penyakit itu berdasarkan sumber inoculum nya apa atau patogennya apa, apakah dia disebabkan oleh hama sebagai vektor, apakah dia disebabkan oleh jamur, apakah dia disebabkan oleh bakteri, apakah disebabkan oleh virus atau nematoda. Nah khusus kita di UPT Perlindungan kalau untuk virus diagnosa secara laboratoriumnya itu peralatan kita di sini memang belum mendukung, tapi kalau penyakit yang disebabkan oleh jamur itu di laboratorium kita sudah bisa. Jadi untuk Provinsi Riau sendiri itu berarti sama saja dengan yang ada di provinsi lain, provinsi yang terbesar penghasil jagung di Indonesia itu Jawa Timur, yang paling banyak menyerang itu bulai daun, dan sama juga seperti Provinsi Riau, yang paling banyak terdeteksi itu serangan penyakit bulai daun, dan yang terbaru itu disebabkan oleh ulat krayak.

LAMPIRAN E DOKUMENTASI

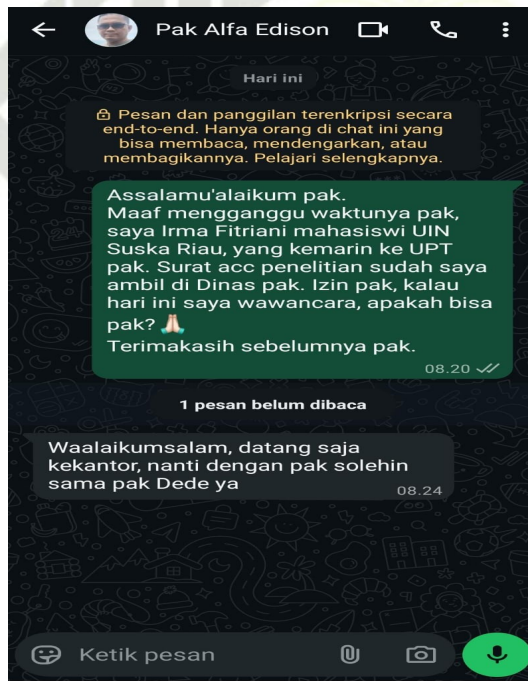


Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.





DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Irma Fitriani lahir di Air Molek, Provinsi Riau pada tanggal 10 April 2004. Peneliti merupakan anak dari Bapak Arlis (Alm) dan Ibu Dahlia. Peneliti adalah anak kedua dari lima bersaudara. Pada tahun 2010 Peneliti memulai pendidikan Sekolah Dasar (SD) di SDN 001 Air Molek. Setelah menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar, Peneliti melanjutkan pendidikan tingkat SLTP pada tahun 2016 di Madrasah Tsanawiyah Nurul Falah Air Molek dan lulus pada tahun 2019. Peneliti melanjutkan pendidikan ke tingkat SLTA di SMAN 1 Pasir

Penyu dan Peneliti menyelesaikan pendidikan Sekolah Menengah Atas pada tahun 2022. Pada tahun 2022, Peneliti melanjutkan pendidikan S1 dan diterima sebagai mahasiswi Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau melalui jalur mandiri. Pada tahun 2024, Peneliti telah menyelesaikan Kerja Praktek yang bertempat di SDIT Khairul Ummah Pasir Penyu. Kemudian pada tahun 2025 Peneliti juga telah menyelesaikan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Kota Ringin, Kecamatan Mempura, Kabupaten Siak. Peneliti juga aktif dalam sebuah komunitas riset di bawah Fakultas Sains dan Teknologi (FST) UIN Sultan Syarif Kasim Riau bernama *Puzzle Research Data Technology* (Predatech) dan menjabat sebagai Sekretaris Umum. Akhir kata, Peneliti mengucapkan rasa syukur tak terhingga atas selesainya Tugas Akhir ini yang berjudul “Klasifikasi Citra Penyakit Daun Jagung Menggunakan *Deep Neural Network* Dengan Augmentasi Data”.

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.