

PROPOSAL TUGAS AKHIR

**KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BATANG TANAMAN
JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (CNN)**



JELITA LESTARI
213510559

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS ISLAM RIAU
PEKANBARU**

2025

KATA PENGANTAR



Assalamu'alaikum Wr. Wb

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah-Nya, penulis berhasil menyelesaikan laporan penelitian skripsi yang berjudul **“Klasifikasi Penyakit Pada Batang Tanaman Jagung Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)”**.

Laporan tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk meraih gelar Sarjana Teknik di Fakultas Teknik Universitas Islam Riau (UIR). Penulis menyadari bahwa keberhasilan penyelesaian skripsi ini tidak lepas dari dukungan, bantuan, dan partisipasi berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan tulus dan penuh rasa terima kasih, penulis ingin mengungkapkan apresiasi kepada:

1. Ibu Dr. Kurnia Hastuti, S.T., M.T. selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Islam Riau.
2. Ibu Dr. Ir. Des Suryani, M.Sc. selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Riau.
3. Ibu Ana Yulianti, ST., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing Penulis yang telah memberikan ilmu, arahan, dan telah sabar dalam memberikan bimbingan di sela-sela kesibukan beliau dalam penyelesaian skripsi ini.
4. Ibu Mutia Fadhillah, S.ST., M.Sc. selaku Dosen Penasehat Akademik Penulis dan Penguji 1 yang telah banyak memberikan ilmu serta saran yang membangun kepada penulis mulai perkuliahan hingga penyelesaian skripsi.
5. Ibu Dr. Ir. Des Suryani, M.Sc. selaku Dosen Penguji 2 yang telah memberikan bimbingan serta kritik dan saran tentang penulisan yang baik dan benar.
6. Saya mengucapkan terima kasih kepada seluruh dosen Teknik Informatika yang telah memberikan bimbingan dan ilmu pengetahuan selama masa perkuliahan.
7. Saya mengucapkan terima kasih kepada seluruh staf Tata Usaha Fakultas Teknik yang telah berkontribusi dalam kelancaran penyelesaian skripsi ini.
8. Kepada Bapak Rusli Tahir dan kedua (alm) ibunda tercinta, Ibu Asmidar dan Misni yang selalu mendo'akan serta memberikan dukungan moril dan material sepanjang hidup penulis dan kepada saudara penulis yaitu Nofrizal S.ip (Abang) dan Riski Alfandi (Abang) dan Yazid Fhadela (Abang) dan Bohairuda (Mak uwuo) serta seluruh keluarga besar yang telah memberikan dukungan penuh, semangat, serta perhatian kepada penulis.
9. Kepada sahabat penulis Ana Raudhatul Jannah dan Annisa Ednor selaku sahabat penulis yang senantiasa menemani penulis dalam keadaan sulit dan senang, memberikan dukungan serta motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

10. Kepada Jalpril, Terimakasih telah menemani berkontribusi dan memberikan semangat dalam penulisan skripsi ini. Disaat penulis sedang bermalasan saat itulah Jalpril membangkitkan semangat penulis untuk melanjutkan kembali skripsi ini.
11. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah banyak membantu memberikan pemikiran demi kelancaran dan keberhasilan penyusunan skripsi ini.
12. Dan yang terakhir, kepada diri saya sendiri, Jelita Lestari. Terima kasih sudah bertahan sejauh ini. Terima kasih telah memilih berusaha dan merayakan dirimu sendiri sampai titik ini, walau sering kali merasa putus asa atas apa yang diusahakan dan belum berhasil, namun terima kasih tetap menjadi manusia yang slalu mau berusaha dan tidak lelah dalam mencoba. Terima kasih mampu mengendalikan diri sendiri dalam berbagai tekanan diluar keadaan dan tak pernah menyerah walau titik terendah. Terima kasih karna memutuskan tidak menyerah sesulit apapun proses penyusunan skripsi ini dan telah menyelesaikannya sebaik dan semaksimal mungkin, ini merupakan pencapaian yang patut dirayakan untuk diri sendiri. Berbahagialah slalu dimanapun berada, Jelita. Apapun kurang dan lebihmu mari merayakan diri sendiri.

Dengan demikian, penulis berharap apa yang disampaikan dapat memberikan manfaat bagi seluruh pembaca. Sebagai penutup, penulis memohon maaf atas segala kesalahan atau kekurangan yang mungkin terdapat dalam Skripsi ini.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Pekanbaru, 30 Oktober 2025

Jelita Lestari

213510559

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	i
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang.....	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	3
1.3 Rumusan Masalah.....	4
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Tujuan Penelitian	4
1.6 Manfaat Penelitian	5
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1 Tinjauan Pustaka.....	6
2.2 Dasar Teori	11
2.2.1 Tanaman Jagung	11
2.2.2 Penyakit Batang Tanaman Jagung	12
2.2.3 Artifical Inteligence	14
2.2.4 Machine Learning	15
2.2.5 Deep Learning.....	16
2.2.6 Augmentasi Data.....	16
2.2.7 Convolutional Neural Network.....	17
2.2.8 Categorical Cross Entropy	21

2.3	Evaluasi Model CNN.....	22
2.3.1	Confusion Matrix	22
2.4	Pemograman Yang Digunakan	23
2.4.1	Python	23
2.4.2	Flask.....	23
2.4.3	Flowchart	24
2.5	Kerangka Pemikiran	25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		27
3.1	Tempat Penelitian	27
3.2	Analisi Sistem Yang Sedang Berjalan	28
3.3	Metode Penelitian	29
3.3.1	Pengumpulan Dataset.....	30
3.3.2	Preprocessing Data.....	32
3.3.3	Model CNN.....	33
3.3.4	Implementasi Web	34
3.3.5	Evaluasi	35
3.4	Analisis Kebutuhan Sistem.....	35
3.4.1	Spesifikasi Kebutuhan Hardware dan Software.....	36
3.5	Perancangan Sistem	37
3.5.1	Arsitektur Sistem.....	37
3.5.2	Hierarchy Chart.....	38
3.5.3	Diagram Konteks	38
3.5.4	DFD level 1.....	39
3.5.5	Flowhart program.....	40
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		42
4.1	Hasil Pengumpulan Data	42

4.2	Hasil Preprocessing Data	42
4.3	Hasil Split Data.....	43
4.4	Hasil Evaluasi Matrik	44
4.5	Hasil Implementasi Web.....	50
4.6	Evaluasi Model Pada Sample Data	54
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		58
5.1	Kesimpulan	58
5.2	Saran	59
DAFTAR PUSTAKA.....		60

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Tabel Perbedaan Jurnal Sebelumnya.....	9
Tabel 2. 2 Penyakit Pada Batang Tanaman Jagung.....	13
Tabel 2. 3 Flowchart.....	24
Tabel 4. 1 Pengumpulan Data.....	42
Tabel 4. 2 Data Augmentasi	43
Tabel 4. 3 Setelah Dilakukan Split Data.....	43
Tabel 4. 4 Data Rekapitulasi dari Split Data	43
Tabel 4. 5 Hasil Setiap Tiga Skenario Learning Rate.....	50
Tabel 4. 6 Hasil Melakukan Pengujian Sample Data.....	54

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Batang Sehat Tanaman Jagung	11
Gambar 2. 2 Contoh Arsitektur Convolutional Neural Network.....	18
Gambar 2. 3 Proses Convolutional Layer.....	18
Gambar 2. 4 Proses Pooling Layer	19
Gambar 2. 5 Arsitektur Fully Connected Layer.....	20
Gambar 2. 6 Kerangka Pemikiran.....	26
Gambar 3. 1 Lahan Perkebunan Jagung	28
Gambar 3. 2 Tahapan Penelitian.....	30
Gambar 3. 3 Dataset Batang Tanaman Jagung	32
Gambar 3. 4 Pipeline Model EfficientNet	33
Gambar 3. 5 Arsitektur Sistem	37
Gambar 3. 6 Hierarchy Chart.....	38
Gambar 3. 7 Diagram Konteks	39
Gambar 3. 8 DFD Level 1	39
Gambar 3. 9 Flowchart Sistem	41
Gambar 4. 1 Laporan Hasil Klasifikasi Model EfficientNet Rate 0.01	44
Gambar 4. 2 Confusion Matrix Model EfficientNet Rate 0.01.....	45
Gambar 4. 3 Grafik Training dan Validasi Model EfficientNet Rate 0.01	45
Gambar 4. 4 Laporan Hasil Klasifikasi Model EfficientNet Rate 0.001	46
Gambar 4. 5 Confusion Matrix Model EfficientNet Rate 0.001	46
Gambar 4. 6 Grafik Training dan Validasi Model EfficientNet Rate 0.001.....	47
Gambar 4. 7 Laporan Hasil Klasifikasi Model EfficientNet Rate 0.0001	47
Gambar 4. 8 Confusion Matrix EfficientNet Rate 0.0001	48
Gambar 4. 9 Grafik Training dan Validasi Model EfficientNet Rate 0.0001.....	48
Gambar 4. 10 Perbandingan Data validasi Akurasi Setiap Skenario.....	49
Gambar 4. 11 Halaman Utama Web.....	51
Gambar 4. 12 Halaman Utama Ketika Input Gambar	52

Gambar 4. 13 Tampilan Setelah Gambar Diinput	52
Gambar 4. 14 Tampilan Output Prediksi Gambar	53
Gambar 4. 15 Tampilan Penjelasan Hasil Klasifikasi	53
Gambar 4. 16 Tampilan Tingkat Kepercayaan Tiap Kelas	54



KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BATANG TANAMAN JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Jelita Lestari¹

Program studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Riau

e-mail: jelitalestari@student.uir.ac.id

Jalan kaharuddin nasution no. 113 perhentian marpoyan

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur *EfficientNet* sebagai upaya untuk membantu petani dalam melakukan deteksi dini penyakit secara cepat dan akurat. Alur penelitian dimulai dari tahap pengumpulan dataset “*Maize Stalk Diseases Dataset*” dari *Kaggle*, yang terdiri atas 300 citra asli dan ditingkatkan menjadi 1.000 citra melalui proses augmentasi guna memperkaya variasi data. Tahap berikutnya meliputi preprocessing citra, normalisasi, perubahan resolusi, serta pembagian data menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian. Metode penelitian dilakukan dengan melatih model CNN menggunakan tiga skenario learning rate, yaitu 0.01, 0.001, dan 0.0001, untuk memperoleh performa terbaik dalam mengklasifikasikan tiga kelas citra, yaitu busuk batang *Gibberella*, busuk batang *Antraknosa*, dan batang sehat. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix*, *classification report*, dan grafik akurasi-loss. Hasil penelitian menunjukkan bahwa skenario dengan *learning rate* 0.0001 menghasilkan performa paling optimal dengan akurasi sebesar 96% tanpa indikasi overfitting, sehingga dipilih sebagai model final. Model tersebut diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan Flask, yang memungkinkan pengguna mengunggah citra batang jagung dan memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis. Kesimpulannya, sistem yang dikembangkan terbukti efektif dan dapat menjadi alat bantu praktis dalam mendeteksi penyakit batang jagung, sehingga diharapkan mampu meningkatkan efisiensi identifikasi penyakit di lapangan serta meminimalkan risiko kerugian hasil panen.

Kata kunci: penyakit batang jagung, klasifikasi citra, *CNN*, *EfficientNet*, *deep learning*.

CLASSIFICATION OF DISEASES IN CORN STEMS USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ALGORITHM (CNN)

Jelita Lestari¹

Student of Faculty Of Engineering, Engineering Study Program Informatics, Islamic University of Riau

e-mail: jelitalestari@student.uir.ac.id

Jalan kaharuddin nasution no. 113 halt marpoyan

ABSTRACT

This research aims to develop a maize stalk disease classification system using a Convolutional Neural Network (CNN) based on the EfficientNet architecture as an effort to assist farmers in performing early disease detection quickly and accurately. The research workflow begins with collecting the “Maize Stalk Diseases Dataset” from Kaggle, consisting of 300 original images, which were expanded to 1,000 images through data augmentation to enrich data variation. The subsequent stages include image preprocessing, normalization, resizing, and splitting the dataset into training, validation, and testing sets. The method involves training the CNN model using three different learning rate scenarios—0.01, 0.001, and 0.0001—to determine the most optimal performance in classifying three categories: Gibberella stalk rot, Anthracnose stalk rot, and healthy maize stalk. Model performance evaluation was carried out using a confusion matrix, classification report, and accuracy-loss curves. The results show that the learning rate scenario of 0.0001 produced the most optimal performance with an accuracy of 96% and no signs of overfitting, making it the selected final model. The trained model was then integrated into a web-based application using Flask, enabling users to upload maize stalk images and obtain automatic classification results. In conclusion, the developed system has proven to be effective and can serve as a practical tool for detecting maize stalk diseases, thereby improving field identification efficiency and minimizing potential yield losses.

Keywords: *maize, stalk disease, image classification, CNN, EfficientNet, deep learning.*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Jagung (*Zea mays ssp. mays*) termasuk tanaman pangan strategis yang berperan sebagai sumber utama karbohidrat selain padi dan gandum. Di sejumlah wilayah seperti Amerika Tengah dan Amerika Selatan, jagung dimanfaatkan sebagai bahan pangan pokok, demikian pula oleh sebagian masyarakat di benua Afrika dan beberapa daerah di Indonesia. Seiring perkembangan zaman, pemanfaatan jagung semakin luas, tidak hanya sebagai konsumsi pangan tetapi juga sebagai bahan utama pakan ternak. Jagung juga diolah menjadi berbagai produk turunan seperti minyak nabati dan tepung maizena. Selain itu, hasil olahan jagung banyak digunakan sebagai bahan baku dalam berbagai sektor industri, termasuk farmasi, kosmetik, dan kimia. Dalam kajian ini, jenis penyakit batang jagung yang dibahas meliputi busuk batang *Gibberella*, busuk batang antraknosa, serta kondisi batang jagung sehat (Saijo1, 2022).

Salah satu faktor penghambat dalam peningkatan produktivitas jagung adalah serangan hama dan penyakit. Dampak yang ditimbulkan dapat berupa penurunan mutu hasil hingga terjadinya kegagalan panen. Oleh karena itu, diperlukan upaya untuk melakukan pengenalan (*recognition*) penyakit beserta strategi pengendaliannya secara efektif. Penyakit pada tanaman jagung umumnya dapat diidentifikasi melalui bagian daun, batang, dan tongkol. Di antara berbagai jenis penyakit, serangan penggerek batang merupakan yang paling merugikan karena dapat menyebabkan kehilangan hasil panen hingga 90%. Proses pengenalan penyakit tersebut dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi *computer vision* dan *deep learning*. Teknologi *computer vision* berperan dalam pengolahan dan

peningkatan kualitas citra batang jagung, sedangkan deep learning digunakan untuk melakukan klasifikasi dan pengenalan penyakit berdasarkan citra objek. Melalui proses pembelajaran pada data latih, deep learning menghasilkan model yang digunakan dalam tahap pengujian, di mana tingkat keberhasilan sistem sangat bergantung pada kualitas model yang dihasilkan selama proses pelatihan. (Rulaningtyas, 2022).

Penelitian yang dilakukan oleh Syahriani (2021) menggunakan metode identifikasi berbasis citra dan analisis morfologi untuk menentukan jenis penyakit pada batang jagung. Meskipun penelitian ini tidak menggunakan algoritma komputasi modern seperti machine learning sehingga tidak melaporkan nilai akurasi kuantitatif, hasil identifikasi secara morfologis dinilai cukup efektif karena mampu mengenali lima jenis penyakit utama, yaitu busuk batang Gibbrella, Pythium, Diplodia, Fusarium, dan busuk batang arang. Namun, penelitian ini masih perlu dikembangkan, terutama dengan menerapkan metode berbasis kecerdasan buatan seperti CNN untuk memperoleh akurasi deteksi yang lebih terukur, meningkatkan konsistensi identifikasi, serta memungkinkan proses klasifikasi penyakit dilakukan secara otomatis dan lebih cepat di lapangan.

Atas dasar latar belakang tersebut, peneliti memilih dengan menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) karena metode ini dinilai sangat efektif dalam mengolah data citra dan mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis tanpa memerlukan teknik manual yang kompleks. CNN unggul dalam mendeteksi pola-pola *visual* seperti tekstur, warna, dan bentuk gejala penyakit yang muncul pada batang tanaman jagung. Metode CNN dipilih karena telah terbukti memiliki tingkat akurasi tinggi dalam klasifikasi citra dan mampu menangani

variasi *visual* yang kompleks, seperti gejala penyakit pada tanaman yang bisa berbeda tergantung jenis patogen dan kondisi lingkungan. Oleh karena itu, penulis mengangkat penelitian dengan judul “Klasifikasi Penyakit pada Batang Tanaman Jagung Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)” sebagai upaya untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit tanaman yang akurat, efisien, dan dapat diimplementasikan pada skala lapangan.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan penjelasan mengenai latar belakang permasalahan yang telah disampaikan, berikut adalah beberapa isu yang dapat diidentifikasi:

1. Tingginya ketergantungan terhadap jagung sebagai bahan pangan, pakan, dan industri menjadikannya komoditas penting yang perlu dijaga produktivitasnya.
2. Serangan penyakit batang jagung ini dapat menurunkan kualitas hingga menyebabkan gagal panen, khususnya penggerek batang, merupakan ancaman paling mematikan dengan potensi kegagalan panen hingga 90%. Penyakit yang diambil dalam penelitian ini adalah, seperti: busuk batang *Gibberella*, busuk batang antraknosa, batang sehat.
3. Keterbatasan penelitian sebelumnya yang lebih banyak berfokus pada deteksi penyakit melalui daun dan tongkol, bukan batang. Proses deteksi penyakit secara manual masih kurang efisien, lambat, dan sangat bergantung pada keahlian manusia.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan, dapat dirumuskan sebuah permasalahan yaitu, “ Bagaimana cara mengklasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)”.

1.4 Batasan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan yang telah dijelaskan diatas, batasan masalah dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada batang tanaman jagung sebagai objek utama untuk klasifikasi penyakit, tidak mencakup daun atau tongkol.
2. jenis penyakit batang jagung yang di klasifikasi terbatas yaitu Busuk batang *Gibberella*, Busuk batang antraknosa dan batang sehat.
3. Penelitian ini menggunakan data primer sebanyak 300 data dan setelah dilakukan augmentasi mendapat 1000 data, dengan jumlah data *training* sebanyak 640 dan data *testing* sebanyak 200 data, serta data validasi sebanyak 160 data.
4. Penelitian ini menggunakan arsitektur CNN berbasis EfficientNet sebagai model utama untuk proses klasifikasi citra batang tanaman jagung, dengan tujuan meningkatkan efisiensi komputasi dan akurasi deteksi penyakit.

1.5 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian dalam tugas akhir ini adalah dapat mengklasifikasikan Penyakit pada batang tanaman jagung dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

1.6 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan Penelitian yang ingin dicapai, diharapkan penelitian ini dapat memberikan berbagai manfaat. Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Sistem ini dapat mempermudah para petani dalam mengenali penyakit pada batang tanaman jagung.
2. Penelitian ini akan menambahkan pengetahuan petani dan masyarakat tentang nama-nama dari penyakit batang tanaman jagung.
3. Dengan mengunggah gambar dari penyakit batang tanaman jagung tersebut, masyarakat dapat dengan mudah mengklasifikasikan penyakit pada batang tanaman jagung tanpa harus bertanya kepada orang lain.

BAB II LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Dalam penyusunan proposal tugas akhir ini, penulis berusaha untuk mengkaji dan merujuk berbagai penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan topik skripsi ini. Penelitian ini memberikan dasar teori dan informasi penting dalam pengembangan studi ini. Berikut ini adalah beberapa penelitian yang terkait dengan topik skripsi ini:

Penelitian yang dilakukan oleh Rosid dilatarbelakangi oleh pentingnya deteksi dini penyakit pada tanaman kentang yang sering tidak teridentifikasi oleh petani, sehingga menghambat produksi pertanian. Untuk itu, dilakukan penelitian dengan metode klasifikasi berbasis citra daun dan batang menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan ekstraksi fitur tekstur GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*). Data yang digunakan berasal dari citra daun kentang yang diperoleh dari situs *Kaggle* dan citra batang dari perkebunan Ijen Bondowoso. Proses penelitian meliputi tahapan *preprocessing* citra, ekstraksi fitur GLCM, dan klasifikasi menggunakan CNN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi terbaik pada klasifikasi citra daun diperoleh pada *epoch* ke-25 dengan akurasi 82% untuk data uji dan 81% untuk data latih, sedangkan klasifikasi citra batang menghasilkan akurasi 85% untuk data uji dan 86% untuk data latih. Kesimpulannya, kombinasi metode CNN dan GLCM efektif dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang dengan tingkat akurasi di atas 80%, meskipun peningkatan jumlah *dataset* dapat lebih mengoptimalkan hasil klasifikasi di masa depan (Rosid, 2024).

Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Syahriani, 2021) dibahas Identifikasi Penyakit pada Batang Tanaman Jagung (*Zea Mays*) di Kecamatan Panyabungan Kabupaten Mandailing Natal, Sumatera Utara. Banyaknya serangan organisme pengganggu tanaman, khususnya jamur patogen, yang menyebabkan penyakit pada batang tanaman jagung dan berdampak pada penurunan hasil produksi. Penelitian dilakukan dengan metode *image* di Kecamatan Panyabungan, Kabupaten Mandailing Natal, Sumatera Utara, pada 105 batang jagung yang terserang penyakit. Identifikasi dilakukan melalui dokumentasi *visual* dan analisis morfologi gejala penyakit yang kemudian dikonfirmasi dengan literatur ilmiah. Hasil penelitian menunjukkan lima jenis penyakit utama pada batang jagung, yaitu busuk batang *Gibbrella*, *Pythium*, *Diplodia*, *Fusarium*, dan busuk batang arang, yang seluruhnya disebabkan oleh jamur. Kesimpulannya, identifikasi morfologis efektif dalam mengenali jenis penyakit batang jagung, dan hasil temuan ini penting sebagai dasar pengendalian penyakit untuk mencegah kerugian lebih lanjut bagi petani.

Penelitian yang dilakukan oleh Akbar, Fitriyah, dan Akbar (2023) membahas tentang analisis color space untuk perancangan perangkat lunak embedded system dalam mendeteksi penyakit busuk daun pada tanaman selada hidroponik. Permasalahan yang diangkat adalah belum tersedianya sistem deteksi otomatis yang efisien dalam mengenali penyakit daun selada, yang selama ini masih dilakukan secara manual oleh petani. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan pengolahan citra digital dengan membandingkan empat ruang warna, yaitu RGB, LAB, HSV, dan YCbCr. Metode yang digunakan meliputi tiga tahap utama, yaitu konversi warna dari RGB ke berbagai color space,

segmentasi citra menggunakan thresholding, serta pemberian bounding box dan label pada area daun yang terdeteksi busuk. Hasil pengujian menunjukkan bahwa ruang warna LAB menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 93,75%, sedangkan ruang warna RGB memiliki waktu komputasi dan penggunaan memori paling efisien. Kesimpulannya, color space LAB terbukti paling efektif dalam mendeteksi penyakit busuk daun selada, dan dapat menjadi dasar dalam pengembangan sistem monitoring otomatis berbasis citra digital di bidang pertanian (Muhammad Fatham Mubina Akbar¹, 2023).

Pada penelitian oleh Thoyyib, membahas Sistem klasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung menggunakan algoritma *convolutional neural network* (CNN) berbasis *single board computer*, permasalahan yang dihadapi petani jagung dalam mengidentifikasi penyakit pada batang tanaman, yang berdampak pada penurunan hasil produksi akibat keterbatasan pengetahuan mengenai jenis penyakit dan gejalanya. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dikembangkan sebuah sistem klasifikasi penyakit batang jagung berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang diimplementasikan pada *single board computer*, yaitu *Raspberry Pi 4B*. Metode penelitian ini mencakup pengumpulan *dataset* gambar batang jagung dari berbagai kategori penyakit, pelabelan data, pelatihan model CNN menggunakan *TensorFlow* di *Google Colaboratory*, serta implementasi model pada *Raspberry Pi* yang terintegrasi dengan kamera dan layar TFT. Hasil dari sistem ini menunjukkan performa akurasi klasifikasi sebesar 91%, yang berarti sistem mampu mengidentifikasi penyakit seperti *Anthraco*se, Busuk Arang, Busuk Pelelah, dan *Gibberella* dengan cukup baik. Kesimpulannya, sistem ini dapat membantu petani dalam mendeteksi penyakit secara langsung di lapangan dan memberikan informasi

mengenai jenis penyakit serta penanganannya secara cepat dan akurat (THOYYIB, 2024).

Berdasarkan analisis jurnal-jurnal yang telah dikaji, didapatkan bahwa penyakit pada batang tanaman memiliki potensi untuk nutrisi hasil panen bahkan gagal panen. Penelitian ini sejalan dengan studi sebelumnya yang membahas penyakit pada batang, mulai dari batang jagung, batang buah naga, serta batang kentang. Namun, perbedaan utama dari penelitian sebelumnya adalah adanya penggunaan metode GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) dan metode *image* serta metode ruang warna LAB untuk klasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung, yang diimplementasikan melalui website yang dirancang untuk memudahkan akses pengguna dalam mengidentifikasi penyakit pada batang tanaman. Lebih jelas bisa dilihat pada tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Tabel Perbedaan Jurnal Sebelumnya

Tahun	Penulis	Judul Jurnal	Metode	Hasil	Ket
2024	Rosid	Deteksi Penyakit Tanaman Kentang Menggunakan CNN dan Ekstraksi Fitur GLCM	CNN + GLCM, preprocessing citra	Akurasi daun: 82% (uji), 81% (latih); Akurasi batang: 85% (uji), 86% (latih)	Menggunakan kombinasi CNN + GLCM dan dataset daun & batang; fokus kentang; berbasis klasifikasi citra.
2021	Syahriani	Identifikasi Penyakit Batang	Identifikasi morfologis	Ditemukan 5 penyakit	Tidak menggunakan

		Tanaman Jagung di Mandailing Natal	berbasis observasi visual	batang jagung: Gibbrella, Pythium, Diplodia, Fusarium, Busuk Arang	machine learning; murni identifikasi morfologi manual; fokus penyakit jagung.
2023	Akbar, Fitriyah & Akbar	Analisis Color Space untuk Deteksi Penyakit Busuk Daun Selada Hidroponik	Pengolahan citra: RGB → LAB/HSV/YCbCr, segmentasi, bounding box	Color space LAB akurasi 93,75%; RGB paling efisien komputasi	Fokus ruang warna untuk deteksi daun selada; tidak memakai CNN; analisis perbandingan color space.
2024	Thoyyib	Sistem Klasifikasi Penyakit Batang Jagung Berbasis CNN pada Raspberry Pi 4B	CNN, TensorFlow, implementasi SBC (Raspberry Pi)	Akurasi 91% untuk penyakit jagung (Anthracnose, Busuk Arang, Busuk Pelepah, Gibberella)	Menggunakan CNN & implementasi langsung pada perangkat (Raspberry Pi); fokus batang jagung.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Tanaman Jagung

Batang tanaman jagung merupakan bagian utama dari struktur tanaman jagung yang tumbuh tegak dan memiliki ruas-ruas yang jelas. Dalam dunia pertanian, batang jagung tidak hanya berfungsi sebagai penopang daun dan tongkol, tetapi juga menjadi jalur transportasi air dan nutrisi dari akar ke seluruh bagian tanaman. Struktur batangnya yang kokoh memungkinkan tanaman bertahan terhadap angin dan menopang pertumbuhan yang optimal. Selain itu, batang jagung juga memiliki ruas dan buku yang kuat, yang memungkinkan tanaman menopang tongkol dengan baik hingga masa panen tiba. Dalam sistem pertanian, batang jagung tidak hanya penting dalam aspek fisiologis, tetapi juga memiliki nilai ekonomi dan ekologis karena dapat dimanfaatkan sebagai pakan ternak, bahan bakar biomassa, dan bahkan bahan baku industri (Y Achadri, 2021). Gambar 2.1 menunjukkan contoh batang tanaman jagung yang sehat dari penyakit.



Gambar 2. 1 Batang Sehat Tanaman Jagung

Seiring dengan kemajuan penelitian di bidang pertanian, batang jagung juga dipelajari sebagai indikator kesehatan tanaman dan ketahanannya terhadap berbagai gangguan lingkungan. Batang yang sehat biasanya memiliki warna hijau segar,

tidak mudah rebah, serta bebas dari gejala penyakit seperti busuk atau bercak. Keberadaan batang yang kuat mencerminkan keberhasilan praktik budidaya seperti pemupukan yang tepat, pengairan yang cukup, serta pengendalian hama dan penyakit yang efektif. Oleh karena itu, batang jagung bukan sekadar bagian struktural, tetapi juga mencerminkan kualitas manajemen pertanian secara keseluruhan .

2.2.2 Penyakit Batang Tanaman Jagung

Penyakit pada batang tanaman jagung merupakan tantangan serius dalam budidaya jagung, yang dapat menurunkan produktivitas dan kualitas hasil panen. Beberapa penyakit utama yang menyerang batang jagung antara lain busuk batang *Gibberella*, dan busuk batang antraknosa. Setiap penyakit ini memiliki gejala khas dan memerlukan strategi pengendalian yang tepat.

Busuk batang *Gibberella* yang disebabkan oleh cendawan *Gibberella zeae* atau *Fusarium graminearum*. Gejala awal muncul pada ujung tongkol berupa jamur putih yang kemudian berubah menjadi merah muda atau merah. Infeksi dapat menyebar ke batang, menyebabkan perubahan warna menjadi merah kecoklatan pada buku-buku batang dan jaringan menjadi lunak. Penyakit ini berkembang pesat pada kondisi kelembaban tinggi dan dapat menyebabkan kerugian hingga 70%–100% jika tidak dikendalikan dengan baik (Ira Syahrani, 2021).

Busuk batang antraknosa Disebabkan oleh jamur *Colletotrichum graminicola*, penyakit ini ditandai dengan munculnya bercak berwarna coklat kehitaman pada batang, yang kemudian berkembang menjadi lesi memanjang. Infeksi dapat

menyebabkan batang menjadi lemah dan mudah rebah, serta mengurangi hasil panen secara signifikan (Winda Rizky Octaviani*, 2023).

Batang jagung yang sehat memiliki warna hijau cerah, tegak, dan kuat. Jaringan batang padat dan tidak menunjukkan gejala pembusukan atau perubahan warna. Batang yang sehat mampu mendukung pertumbuhan optimal tanaman dan menghasilkan tongkol yang berkualitas. Pemeliharaan kondisi lingkungan yang baik, seperti *drainase* yang optimal dan pengaturan jarak tanam, serta penggunaan *varietas* tahan penyakit, dapat membantu menjaga kesehatan batang jagung (icare, 2024). Contohnya dapat dilihat pada tabel 2.2.

Tabel 2. 2 Penyakit Pada Batang Tanaman Jagung

No	Gambar Penyakit Batang Jagung	Nama Penyakit Batang Jagung
1.		Busuk Batang Gibberella

2.		Busuk batang Antraknosa
3.		Batang Sehat

2.2.3 Artificial Intelligence

Artificial Intelligence atau Kecerdasan buatan merupakan salah satu disiplin dalam ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem dan mesin agar mampu menjalankan tugas-tugas yang umumnya membutuhkan kemampuan berpikir manusia. Teknologi ini memanfaatkan algoritma serta model matematis untuk memungkinkan komputer dan sistem komputasi lainnya belajar dari data, mengidentifikasi pola, serta mengambil keputusan secara cerdas. Dalam kajian kecerdasan buatan, terdapat beberapa konsep utama, antara lain *machine learning* (pembelajaran mesin), *neural networks* (jaringan saraf tiruan), *natural language*

processing (pemrosesan bahasa alami), serta konsep-konsep pendukung lainnya. Perkembangan kecerdasan buatan telah memberikan kontribusi signifikan di berbagai sektor, seperti pengenalan suara, identifikasi wajah, pengembangan kendaraan otonom, bidang medis, dan beragam aplikasi lainnya. (Gumarpi Rahis 1, 2024).

2.2.4 Machine Learning

Machine learning merupakan bagian dari kecerdasan buatan yang menitikberatkan pada perancangan algoritma dan metode agar sistem komputer mampu mempelajari data serta menghasilkan prediksi atau keputusan secara otomatis. Secara konseptual, machine learning mengacu pada kemampuan mesin untuk belajar secara mandiri tanpa instruksi langsung dari pengguna. Perkembangan pembelajaran mesin didukung oleh berbagai bidang ilmu, seperti matematika, statistika, dan data mining. Dengan memanfaatkan data sebagai bahan pembelajaran, model yang dihasilkan dapat melakukan prediksi maupun pengambilan keputusan tanpa memerlukan pemrograman khusus untuk setiap permasalahan. Selain itu, algoritma machine learning mampu meningkatkan kinerjanya seiring bertambahnya data yang digunakan, sehingga banyak diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk pengenalan pola, pendeteksian anomali, sistem rekomendasi, serta aplikasi lainnya. (Alfarizi, 2023).

Pada machine learning memiliki hubungan erat dengan klasifikasi, Menurut klasifikasi adalah proses pengelompokan yang dilakukan secara sistematis pada sejumlah objek atau gagasan ke dalam kelas-kelas atau kelompokkelompok tertentu

berdasarkan berbagai ciri yang sama. Klasifikasi juga salah satu jenis tugas utama dalam machine learning, yang bertujuan untuk mengkategorikan atau mengelompokkan data ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan fitur-fiturnya.

2.2.5 Deep Learning

Deep learning, yang juga dikenal dengan istilah deep structured learning, hierarchical learning, atau deep neural learning, merupakan pendekatan pembelajaran yang memanfaatkan transformasi nonlinier secara berlapis. Sebagai bagian dari machine learning, deep learning berfokus pada pengembangan algoritma yang terinspirasi dari cara kerja otak manusia melalui penggunaan jaringan saraf tiruan. Model deep learning memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola yang kompleks pada berbagai jenis data, seperti citra, teks, suara, dan data lainnya, sehingga mampu menghasilkan analisis serta prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Pendekatan ini banyak digunakan untuk mengotomatisasi tugas-tugas yang umumnya memerlukan kecerdasan manusia, misalnya dalam proses pengenalan objek pada gambar maupun konversi suara menjadi teks.

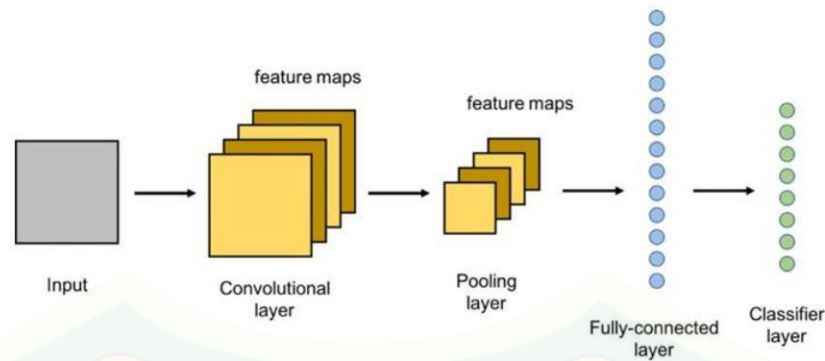
2.2.6 Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan teknik yang digunakan untuk menambah jumlah data dengan melakukan berbagai modifikasi terhadap data yang telah tersedia. Melalui proses augmentasi, dihasilkan variasi data baru yang dapat dimanfaatkan untuk melatih model machine learning, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari pola dan melakukan generalisasi.

Augmentasi ini dapat meningkatkan akurasi model CNN yang sedang dilatih. Dengan augmentasi, model menerima data tambahan yang berguna untuk meningkatkan kemampuan generalisasi. Dalam penelitian ini, augmentasi dilakukan dengan beberapa metode, termasuk pembalikan gambar secara horizontal, zoom-in secara acak dengan batas maksimal 50% dari ukuran gambar, dan rotasi gambar secara acak dengan batas maksimal rotasi 90 derajat. (Laraswati, 2023).

2.2.7 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf tiruan yang sangat andal dalam menangani pengolahan citra serta pengenalan pola spasial. CNN mampu mempelajari fitur-fitur gambar secara hierarkis dan otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual. Selain itu, pendekatan CNN saat ini banyak dimanfaatkan dalam proses pengenalan objek dengan metode yang lebih terstruktur dan terukur. Pada dasarnya, penerapan CNN bertujuan untuk melakukan klasifikasi terhadap objek yang sebelumnya dikerjakan secara manual, sehingga memerlukan waktu dan tenaga yang lebih besar. Dengan berkembangnya teknologi, khususnya dalam bidang machine learning dan convolutional neural networks, berbagai proses tersebut diharapkan dapat membantu dan mempermudah aktivitas manusia secara lebih efisien (Bunga Dea Laraswati, 2022)



Gambar 2. 2 Contoh Arsitektur Convolutional Neural Network

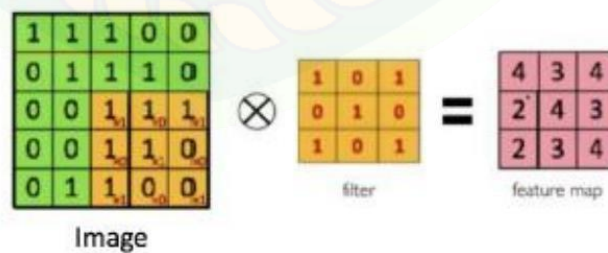
Adapun berdasarkan Gambar 2.2. terdapat beberapa lapisan pada convolutional neural network sebagai berikut:

1. Input

Layer input menerima data mentah, misalnya gambar, yang direpresentasikan sebagai array nilai pixel. Untuk gambar berwarna, ini biasanya berupa tiga dimensi (tinggi, lebar, dan saluran warna).

2. Convolutional Neural Network

Layer konvolusi adalah inti dari CNN. Di sini, filter (juga disebut kernel) diterapkan ke input. Filter ini adalah matriks kecil yang bergerak melintasi gambar input dan menghitung produk titik antara filter dan bagian dari gambar 2D yang dilaluinya, menghasilkan peta fitur. Setiap filter akan mendeteksi fitur tertentu seperti tepi, tekstur, atau pola.



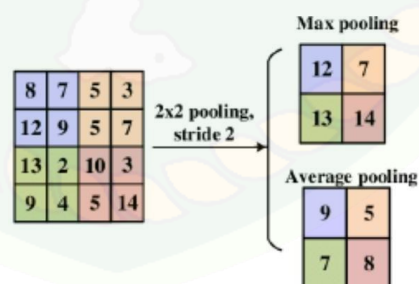
Gambar 2. 3 Proses Convolutional Layer

$$(1 \times 1) + (1 \times 0) + (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times 1) + (1 \times 0) + (0 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times 1) = 4$$

Pada gambar 2.3. menunjukkan contoh proses Convolutional Layer yang dimana filter yang digunakan berupa matriks 5x5 yang dilakukan dengan memindai citra, di mana setiap piksel pada area yang saling tumpang tindih akan dikalikan dengan nilai pada filter, kemudian hasilnya dijumlahkan. Nilai perhitungan tersebut selanjutnya disimpan ke dalam feature map. Filter bergerak secara bertahap dari kiri ke kanan sesuai dengan nilai stride hingga mencapai batas kanan citra, kemudian berpindah ke baris berikutnya dan kembali memulai pemindaian dari sisi kiri.

3. Pooling Layer

Pooling layer merupakan lapisan yang berfungsi untuk memproses Feature Maps dengan menerapkan berbagai operasi statistik ke nilai piksel terdekat sebagai input. Dalam arsitektur model CNN, biasanya dapat menambahkan lapisan Pooling secara teratur setelah beberapa lapisan konvolusi. Penambahan berurutan dari lapisan Pooling di antara lapisan konvolusi bertujuan secara progresif mengurangi ukuran output pada Feature Maps.



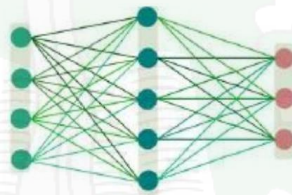
Gambar 2. 4 Proses Pooling Layer

Gambar 2.4. menunjukkan proses dari Pooling dengan filter 2x2 dan stride 2, dimana pada max Pooling baik itu secara vertikal maupun horizontal,

nilai yang diambil adalah nilai paling besar yang ada dalam cakupan area 2x2 tersebut. Sedangkan, dalam average Pooling, digunakan nilai rata rata dari matriks filter yang digunakan (Rozaqi et al., 2021).

4. Fully Connected Layer

Setelah beberapa lapisan konvolusi dan pooling, data diflatkan menjadi vektor dan diteruskan ke satu atau lebih fully connected layer. Lapisan ini mirip dengan jaringan saraf tiruan tradisional, di mana setiap neuron terhubung dengan semua neuron di lapisan sebelumnya. Tujuan lapisan ini adalah untuk menggabungkan fitur yang diekstraksi untuk melakukan klasifikasi atau regresi.



Gambar 2. 5 Arsitektur Fully Connected Layer

Berdasarkan gambar 2.5. Lapisan Fully Connected merupakan lapisan di mana seluruh neuron dari lapisan sebelumnya terhubung ke setiap neuron pada lapisan berikutnya. Sebelum proses ini, keluaran dari lapisan sebelumnya diubah terlebih dahulu menjadi bentuk satu dimensi. Lapisan ini berfungsi untuk mengolah fitur hasil ekstraksi agar dapat dilakukan proses klasifikasi, dan berbeda dengan lapisan konvolusi yang hanya terhubung pada area tertentu dari input. (Peryanto et al., 2020).

EfficientNet merupakan salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Google AI pada tahun 2019,

dengan tujuan untuk mencapai keseimbangan antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi. EfficientNet memperkenalkan konsep compound scaling, yaitu metode untuk mengatur skala kedalaman (depth), lebar (width), dan resolusi (resolution) jaringan secara proporsional, sehingga performa model meningkat tanpa menambah kompleksitas secara berlebihan. Arsitektur EfficientNet menggunakan blok dasar yang disebut MBConv (Mobile Inverted Bottleneck Convolution) dan swish activation function, yang terbukti lebih efisien dibandingkan ReLU dalam mengoptimalkan proses pembelajaran pada data citra.

Keunggulan utama EfficientNet terletak pada kemampuannya memproses citra dengan cepat dan menghasilkan akurasi tinggi dengan jumlah parameter yang lebih sedikit dibandingkan model konvensional seperti VGG atau ResNet. Dalam konteks klasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung, penggunaan EfficientNet memungkinkan sistem untuk mengenali pola tekstur dan warna secara lebih detail, bahkan pada citra dengan variasi pencahayaan atau sudut pengambilan yang berbeda. Model EfficientNet sangat sesuai untuk diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti sistem berbasis web atau mobile, karena efisiensinya dalam penggunaan memori dan waktu komputasi (Tan & Le, 2019).

2.2.8 Categorical Cross Entropy

Categorical Cross Entropy merupakan fungsi loss (loss function) yang digunakan untuk mengukur perbedaan antara distribusi prediksi model dan label sebenarnya pada masalah klasifikasi multikelas. Fungsi ini bekerja dengan menghitung nilai negatif dari jumlah hasil perkalian antara label sebenarnya dan

logaritma dari probabilitas prediksi model. Pada penelitian ini, fungsi categorical cross entropy digunakan untuk membantu model CNN menyesuaikan bobot selama proses pelatihan agar hasil prediksi semakin mendekati label sebenarnya. Nilai loss yang semakin kecil menunjukkan bahwa model telah belajar dengan baik dalam membedakan antara kelas penyakit batang jagung seperti busuk batang Gibberella, busuk batang Antraknosa, dan batang sehat.

2.3 Evaluasi Model CNN

2.3.1 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan alat evaluasi model klasifikasi yang menggambarkan performa model dalam bentuk tabel dua dimensi, dengan baris merepresentasikan label sebenarnya dan kolom menunjukkan label prediksi. Setiap elemen dalam matriks menunjukkan jumlah prediksi yang benar maupun salah pada setiap kelas. Dalam penelitian ini, confusion matrix digunakan untuk menganalisis hasil klasifikasi model CNN terhadap citra batang jagung, sehingga dapat diketahui kelas mana yang paling sering mengalami kesalahan prediksi.

Tabel confusion matrix terdiri atas empat elemen utama, yaitu:

1. True Positive (TP): Kelas positif yang berhasil diprediksi dengan benar.
2. True Negative (TN): Kelas negatif yang berhasil diprediksi dengan benar.
3. False Positive (FP): Kelas negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif.

4. False Negative (FN): Kelas positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

2.4 Pemrograman Yang Digunakan

Pemrograman adalah proses menulis kode menggunakan bahasa pemrograman guna menciptakan aplikasi atau sistem yang sesuai dengan kebutuhan khusus. Pilihan bahasa pemrograman yang digunakan tergantung pada jenis proyek, kebutuhan fungsionalitas, platform yang dituju, dan preferensi pengembang. Berikut adalah beberapa bahasa pemrograman yang digunakan:

2.4.1 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang bersifat dinamis, berorientasi objek, dan mudah dipahami. Keunggulan utama Python terletak pada sintaksisnya yang sederhana, struktur data bawaan yang efisien, serta kemampuannya untuk menggabungkan berbagai komponen dengan mudah, sehingga sangat cocok untuk pengembangan aplikasi cepat dan pembuatan skrip. Python juga mendukung modularitas dan penggunaan ulang kode melalui sistem modul dan paket. Selain itu, *interpreter Python* beserta pustaka standarnya tersedia secara gratis dan dapat digunakan pada berbagai platform. Menggunakan *joblib* untuk menyimpan model machine learning dan mempercepat proses komputasi. Google collab menyediakan lingkungan notebook Jupyter gratis untuk menulis dan menjalankan kode Python secara interaktif.

2.4.2 Flask

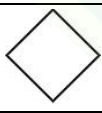
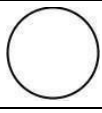
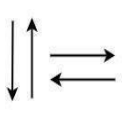
Flask adalah framework web berbasis Python yang ringan dan fleksibel untuk membangun REST API. Flask memudahkan pengembang membuat *backend*

yang terhubung ke model *machine learning* sehingga pengguna dapat mengakses fungsi prediksi lewat web. Di Indonesia, Flask banyak dipakai untuk integrasi model klasifikasi citra dengan antarmuka pengguna yang ramah (Hidayat a. R., 2021).

2.4.3 Flowchart

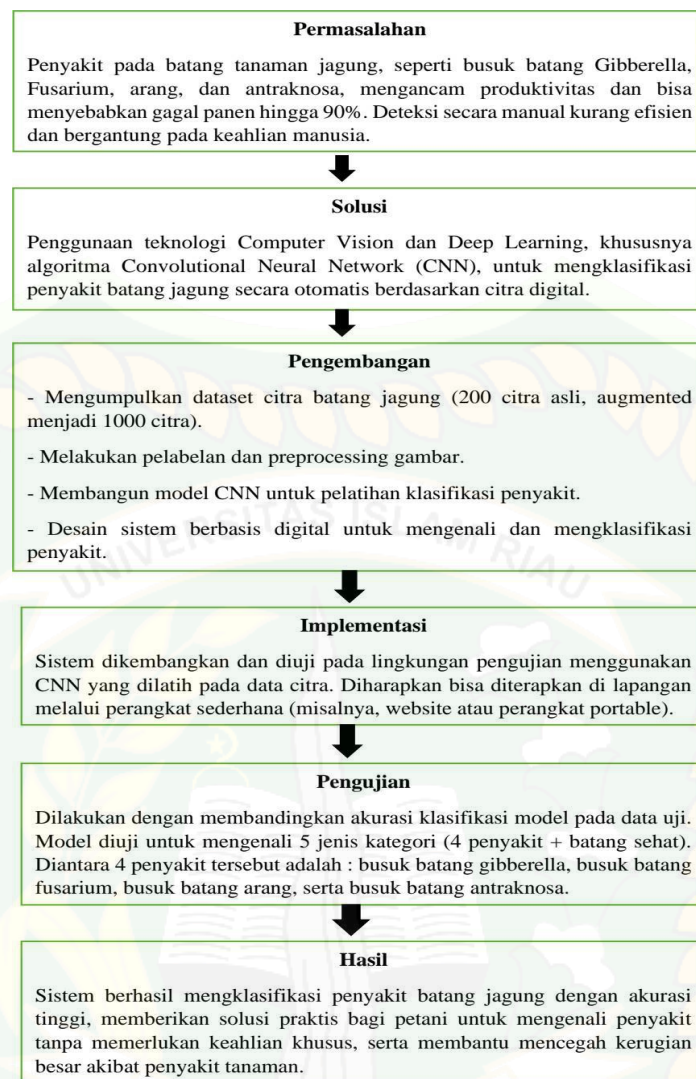
Flowchart adalah sebuah diagram yang digunakan untuk merepresentasikan alur atau langkah-langkah dalam suatu proses atau sistem. Flowchart menggunakan simbol-simbol khusus untuk menunjukkan berbagai jenis tindakan atau keputusan yang perlu diambil, serta menggambarkan hubungan antara langkah-langkah tersebut. Flowchart berguna untuk berbagai keperluan, seperti mendokumentasikan proses bisnis, mendesain sistem, memecahkan masalah, dan menjelaskan cara kerja suatu algoritma kepada orang lain.

Tabel 2. 3 Flowchart

No	Simbol	Nama	Fungsi1.
1.		<i>Terminal Point Symbol</i>	Digunakan untuk menunjukkan permulaan (<i>start</i>) atau akhir (<i>stop</i>) dari suatu proses.
2.		<i>Input/Output Symbol</i>	Digunakan untuk menunjukkan proses input atau output tanpa tergantung jenis peralatannya.
3.		<i>Processing Symbol</i>	Digunakan untuk menunjukkan kegiatan yang dilakukan
4.		<i>Decision Symbol</i>	Digunakan untuk memilih proses atau keputusan berdasarkan kondisi yang ada.
5.		<i>Connector</i>	Menyatakan sambungan dari proses ke proses lainnya dalam halaman yang sama.
6.		<i>Flow Direction Symbol</i>	Digunakan untuk Menghubungkan antara simbol yang satu dengan simbol yang lain (<i>connecting line</i>). Simbol ini juga berfungsi untuk Menunjukkan garis alir dari proses.

2.5 Kerangka Pemikiran

Penelitian ini berfokus pada klasifikasi citra penyakit pada batang tanaman jagung dengan menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penulis menggunakan data sampel penyakit batang jagung yang dikumpulkan berlokasi di daerah Kabupaten Kampar. Klasifikasi yang dihasilkan diharapkan mampu memberikan hasil yang akurat dalam mengidentifikasi penyakit pada batang tanaman jagung tersebut. Dengan demikian, petani jagung dapat lebih mudah mempromosikan hasil panen kepada masyarakat lokal serta kepada pendatang, sehingga mereka dapat mengenal penyakit-penyakit pada batang tanaman jagung tanpa perlu meminta penjelasan dari petani. Kerangka pemikiran ini dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2. 6 Kerangka Pemikiran

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di lahan perkebunan jagung di Kecamatan Kampar, tepatnya di Desa Koto Perambahan, merupakan salah satu area pertanian yang aktif dimanfaatkan oleh masyarakat setempat untuk budidaya tanaman pangan, khususnya jagung. Waktu pelaksanaan penelitian direncanakan antara bulan Mei hingga September 2025, yang mencakup masa tanam hingga masa panen. Wilayah ini memiliki kondisi agroklimat yang mendukung, dengan suhu rata-rata harian berkisar antara 25–32 °C dan curah hujan cukup merata sepanjang tahun, yang sangat sesuai untuk pertumbuhan tanaman jagung. Jenis tanah di kawasan ini umumnya berupa tanah latosol dengan struktur gembur dan tingkat keasaman (pH) sekitar 5,5 – 6,8, yang memungkinkan akar tanaman berkembang optimal. Sistem drainase lahan tergolong baik, sehingga meminimalkan risiko genangan air yang dapat memicu serangan penyakit pada batang jagung, seperti busuk batang antraknosa atau busuk gibberella. Selain itu, lahan ini memiliki akses yang cukup mudah dijangkau, baik untuk kegiatan pertanian maupun penelitian lapangan, menjadikannya lokasi yang representatif untuk studi mengenai kesehatan tanaman jagung. Gambar 3.1. menunjukkan lahan dari perkebunan jagung yang berlokasi di Kec Kampar, salah satu Desa Koto Perambahan.



Gambar 3. 1 Lahan Perkebunan Jagung

3.2 Analisi Sistem Yang Sedang Berjalan

Sistem penanganan penyakit pada batang tanaman jagung yang saat ini berjalan di wilayah Kabupaten Kampar, khususnya di daerah sentra produksi seperti Desa Koto Perambahan, masih bersifat konvensional dan belum terstruktur secara ilmiah. Petani umumnya mengandalkan pengamatan *visual* untuk mendeteksi gejala awal seperti bercak cokelat kehitaman, batang mengering, atau batang mudah rebah, yang merupakan indikasi penyakit seperti busuk batang antraknosa atau busuk batang gibberella. Setelah itu, langkah penanganan dilakukan berdasarkan pengalaman atau saran sesama petani, seperti penyemprotan fungisida secara umum tanpa diagnosis patogen yang pasti. Sistem ini belum dilengkapi dengan dokumentasi yang memadai mengenai jenis penyakit, luas serangan, maupun efektivitas pengendalian. Selain itu, minimnya pelatihan teknis dan akses terhadap teknologi deteksi dini menyebabkan tindakan penanggulangan sering kali terlambat dan tidak efektif.

Belum adanya integrasi sistem monitoring berbasis teknologi serta lemahnya koordinasi antara petani dan instansi terkait semakin memperbesar

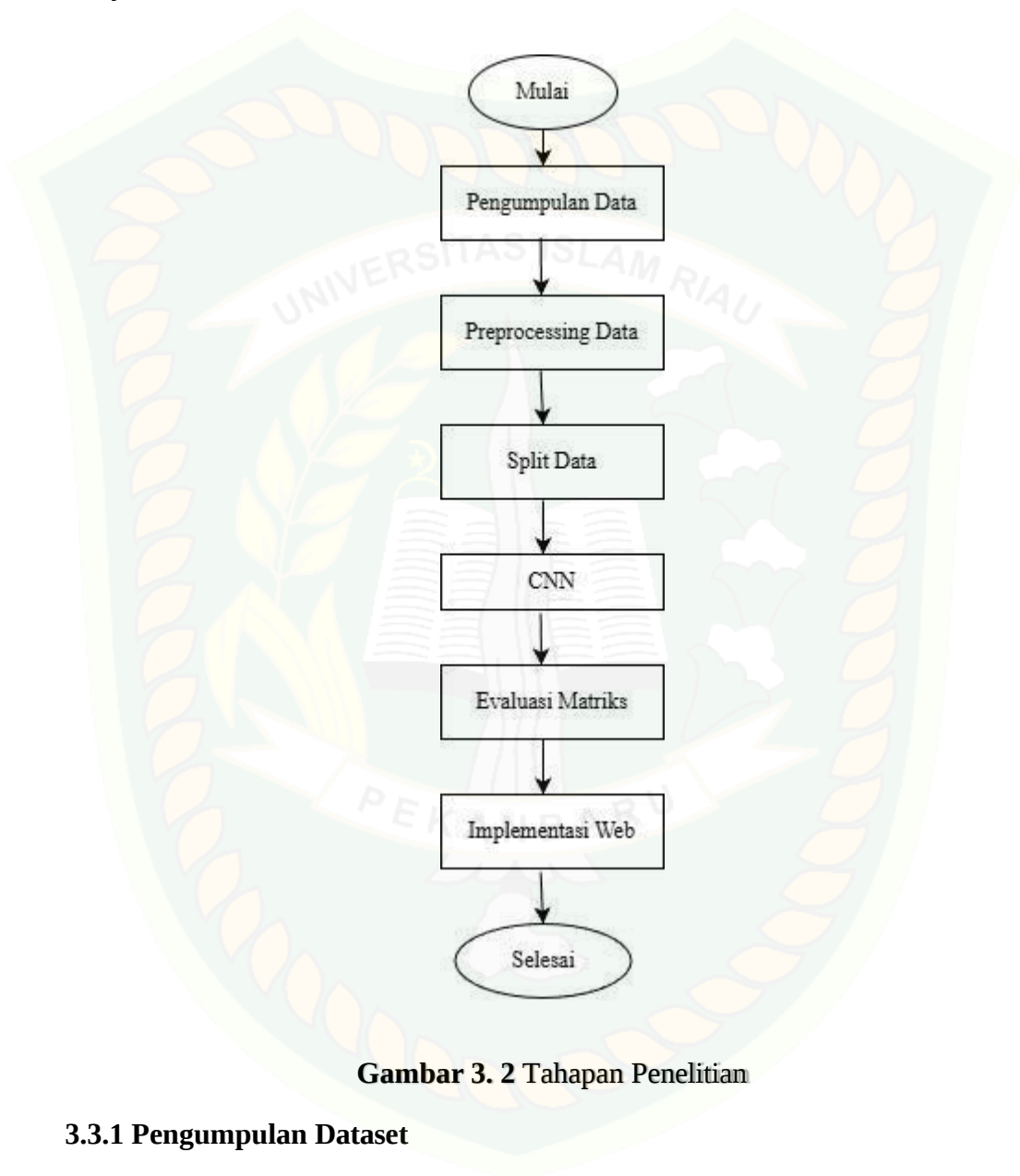
potensi kerugian hasil panen akibat serangan penyakit batang. Oleh karena itu, sistem yang berjalan saat ini cenderung bersifat reaktif dan membutuhkan pembaruan melalui pendekatan ilmiah dan digital untuk pengendalian penyakit yang lebih efisien dan berkelanjutan.

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem berbasis algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* yang dapat mengklasifikasikan jenis penyakit pada batang tanaman jagung secara otomatis. Sistem ini dirancang untuk membantu petani dan praktisi pertanian dalam mengenali jenis penyakit berdasarkan citra *visual* dari bagian batang jagung yang terinfeksi. Dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital dan pembelajaran mesin, diharapkan proses identifikasi penyakit dapat dilakukan dengan lebih cepat, akurat, dan efisien.

Jenis penelitian ini adalah penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif eksperimental. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menguji sistem klasifikasi penyakit batang tanaman jagung menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)*, yang diimplementasikan langsung pada lahan pertanian jagung di Desa Koto Perambahan, Kecamatan Kampar. Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh tanaman jagung yang menunjukkan gejala penyakit batang di lahan penelitian. Sampel yang diambil berupa gambar batang jagung (1.000 gambar), yang mencakup batang sehat dan batang yang menunjukkan gejala penyakit seperti busuk batang gibberella, antraknosa, dan penyakit batang lainnya. Pengambilan gambar batang tanaman jagung menggunakan kamera ponsel beresolusi tinggi (minimal 12 MP). Dimana, pelabelan data dilakukan secara

manual oleh petani dan penyuluh pertanian berdasarkan pengamatan *visual* dan referensi dari Balai Proteksi Tanaman Pangan dan Hortikultura (Salis Nilam Amartama, 2024). Untupythonk mencapai tujuan tersebut, tahapan Penelitian ini disajikan dalam Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Tahapan Penelitian

3.3.1 Pengumpulan Dataset

Akuisisi data merupakan tahap awal dalam proses pengembangan sistem klasifikasi penyakit batang jagung menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Pada tahap ini, data citra batang jagung diperoleh dari sumber

daring yang telah terverifikasi, yaitu dataset publik “Maize Stalk Diseases Dataset” yang tersedia di platform Kaggle. Dataset ini dipilih karena memiliki kualitas citra yang baik dan telah melalui proses kurasi sehingga layak digunakan untuk penelitian ilmiah di bidang deteksi penyakit tanaman berbasis computer vision.

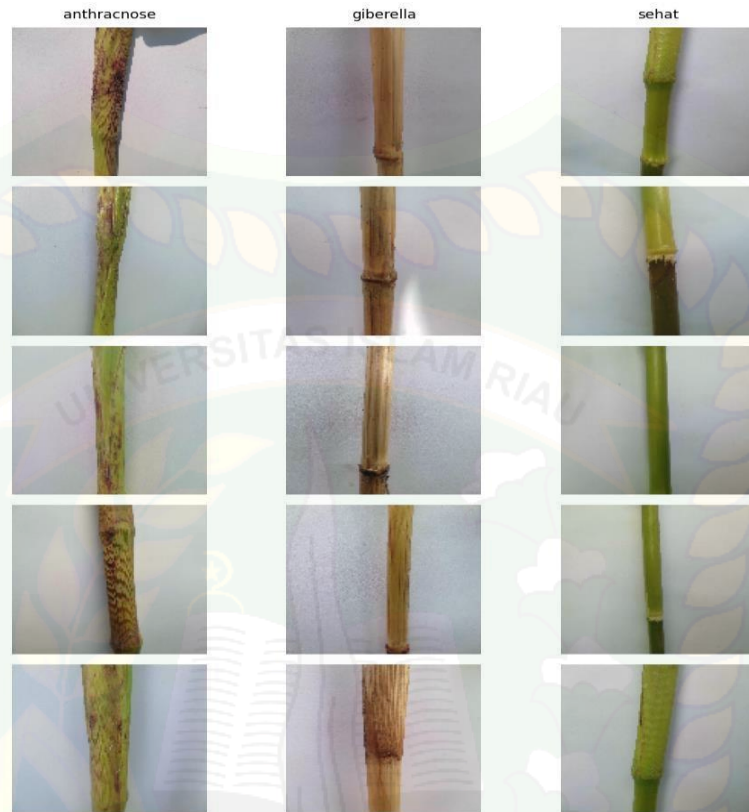
Dataset tersebut berisi tiga kelas utama, yaitu batang jagung sehat (healthy), busuk batang Gibberella (Gibberella stalk rot), dan busuk batang Antraknosa (Anthracnose stalk rot). Masing-masing kelas terdiri atas 100 citra berformat JPG dengan resolusi yang cukup tinggi untuk menampilkan detail visual struktur batang. Setiap citra dalam dataset telah disusun dalam folder terpisah berdasarkan kelasnya, sehingga mempermudah proses preprocessing dan labeling otomatis dalam tahap pelatihan model CNN.

Seluruh citra di dalam dataset diambil dalam berbagai kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan tingkat keparahan penyakit yang berbeda, sehingga memberikan variasi data yang cukup representatif. Keberagaman ini sangat penting untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam mengenali pola visual penyakit pada kondisi lapangan yang bervariasi.

Selain itu, dataset “Maize Stalk Diseases” juga dilengkapi dengan deskripsi label dan dokumentasi sumber penyakit berdasarkan literatur patologi tanaman jagung, yang memastikan validitas klasifikasi citra. Dengan demikian, proses akuisisi data dari Kaggle ini memberikan dasar yang kuat dan terstandar untuk pengembangan sistem klasifikasi penyakit batang jagung berbasis CNN. Data yang berkualitas dan terlabel dengan baik menjadi faktor krusial dalam membangun model yang akurat dan andal dalam mendeteksi penyakit tanaman secara otomatis.

Berikut beberapa data yang dikumpulkan setiap kelasnya bisa dilihat pada gambar

3.3.



Gambar 3. 3 Dataset Batang Tanaman Jagung

3.3.2 Preprocessing Data

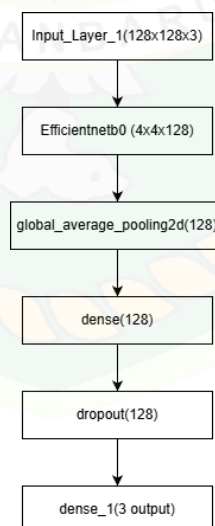
Tahap *preprocessing* atau praproses data merupakan langkah penting sebelum gambar batang jagung digunakan untuk pelatihan model CNN. Tujuan dari *preprocessing* adalah untuk memastikan data memiliki kualitas, ukuran, dan format yang seragam agar memudahkan proses ekstraksi fitur oleh jaringan CNN. Berikut adalah langkah-langkah utama dalam *preprocessing* pada penelitian ini:.

1. Konversi warna dari BGR (OpenCV default) ke RGB.
2. Resize gambar ke ukuran tetap 128 x 128 piksel untuk konsistensi dengan arsitektur model.
3. Normalisasi nilai piksel ke rentang [0, 1] dengan membagi 255.
4. Augmentasi data (jika diperlukan selama pelatihan): Rotasi, flipping, dan zooming untuk meningkatkan generalisasi model.
5. Pembagian data Train/validation/test split dengan rasio 70:10:20.

3.3.3 Model CNN

Model CNN dibangun menggunakan TensorFlow/Keras dengan arsitektur sederhana:

1. Input layer: (128, 128, 3) (lebar, tinggi, channel RGB).
2. Convolutional layers: Beberapa lapis Conv2D (filter 32-128) dengan kernel 3x3, diikuti MaxPooling2D (pool size 2x2).
3. Fully connected layers: Flatten, Dense (128 units), Dropout (0.5), dan output Dense dengan softmax untuk multi-class classification.
4. Optimizer: Adam dengan learning rate 0.001.
5. Loss function: Categorical cross-entropy.
6. Metrics: Accuracy.



Gambar 3. 4 Pipeline Model EfficientNet

Pelatihan dilakukan pada dataset training selama 50-100 epoch dengan batch size 32, menggunakan early stopping untuk mencegah overfitting. Model disimpan sebagai file HDF5 ('model_cnn.h5'), dan label encoder sebagai pickle ('model/label_encoder.pkl').

3.3.4 Implementasi Web

Aplikasi web dikembangkan menggunakan Flask sebagai backend:

1. Inisialisasi: Buat instance Flask, load model dan label encoder saat startup.
2. Konfigurasi: Tentukan folder upload ('static/uploads') dan ukuran gambar (128x128).
3. Rute Utama ('/'):
 - a. Method GET: Tampilkan halaman index.html kosong.
 - b. Method POST: Terima upload file gambar melalui form ('image').
 - c. Validasi: Periksa keberadaan file menggunakan secure_filename untuk mencegah serangan path traversal.
4. Proses Prediksi:
 - a. Baca gambar menggunakan cv2.imread().
 - b. Preprocessing: cvtColor ke RGB, resize, normalisasi, dan expand_dims menjadi batch (1, 128, 128, 3).
 - c. Prediksi: model.predict() menghasilkan vektor probabilitas untuk setiap kelas.
 - d. Dekode label: Gunakan np.argmax() untuk kelas tertinggi, lalu inverse_transform() dari label_encoder.

- e. Hitung probabilitas: Konversi ke persentase dan urutkan descending berdasarkan skor.
5. Output: Render template index.html dengan variabel prediction (string hasil), filename (nama file), dan class_probs (list tuple [nama_kelas, probabilitas%]).

3.3.5 Evaluasi

Evaluasi model merupakan tahap penting setelah pelatihan CNN selesai, yang bertujuan untuk mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasi citra batang tanaman jagung secara akurat dan andal terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya (*testing set* (Ary Yoggyanto1, 2024)):

1. Pengujian Fungsional: Uji upload, preprocessing, dan prediksi pada sampel test. Metrik: Akurasi (precision, recall, F1-score) dihitung menggunakan scikit-learn pada test set.
2. Pengujian Non-Fungsional: Kecepatan prediksi (<1 detik per gambar), keamanan upload, dan kompatibilitas browser.
3. Validasi: Confusion matrix untuk analisis kesalahan klasifikasi. Threshold kepercayaan >80% untuk prediksi andal.

3.4 Analisis Kebutuhan Sistem

Analisis kebutuhan sistem adalah proses komprehensif yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan merinci berbagai elemen yang diperlukan dalam pengembangan suatu sistem. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan berbagai alat dan bahan sebagai berikut:

3.4.1 Spesifikasi Kebutuhan Hardware dan Software

Dalam penelitian ini diperlukan suatu alat untuk membangun dan mengoperasikan sistem yang diinginkan. Alat ini dibagi menjadi dua kategori yaitu perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*), yaitu sebagai berikut:

A. Perangkat Keras (*Hardware*), perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini dirancang untuk menjalankan aplikasi secara efisien, spesifikasi yang digunakan dalam proses penelitian ini sebagai berikut:

1. Processor : AMD Ryzen 5 5500U with Radeon Graphics
2. RAM : 16 GB
3. *Harddisk* : 500 GB
4. System Type : 64-bit operating system, x64-based processor

B. Perangkat Lunak (*Software*), spesifikasi teknis terperinci perangkat lunak (*software*) yang dibutuhkan untuk pengembangan aplikasi ini:

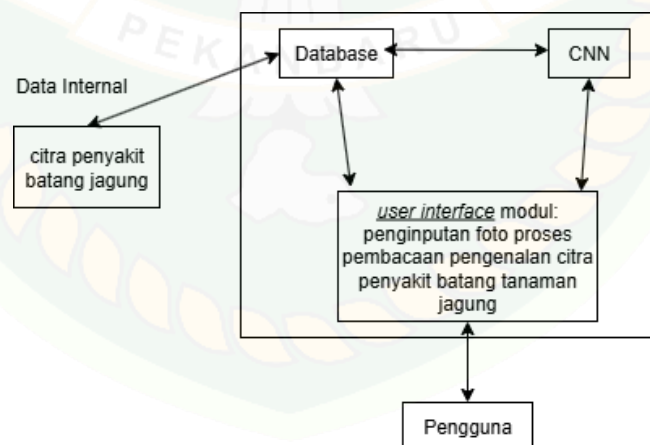
1. *Google Colab* : *Python* 3.10.12
2. *Browser* : *Google Chrome*
3. *Frontend* : *Vue.js*
4. *Database* : *Joblib*
5. *Backend API* : *Flask*
6. *Visual Studio Code*

3.5 Perancangan Sistem

Pada bagian perancangan sistem ini, akan diberikan penjelasan rinci tentang tahapan dan proses perancangan sistem yang akan dikembangkan. Proses ini dapat ditunjukkan dalam paparan berikut:

3.5.1 Arsitektur Sistem

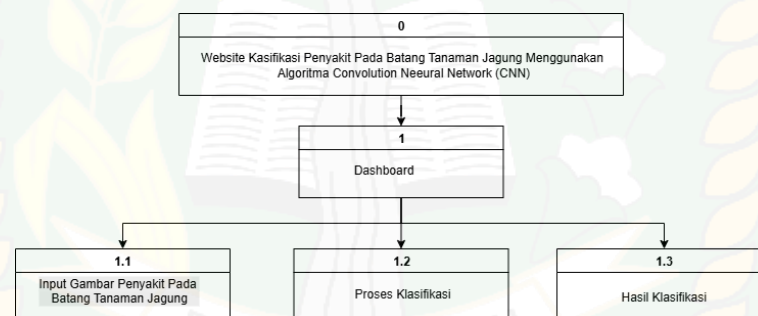
Pada tahap ini akan dibahas mengenai kebutuhan metode yang akan digunakan dalam penelitian ini. Misalnya menghubungkan database dengan source system dan merancang antarmuka pengguna. Pada perancangan website ini dengan menggunakan ekstraksi fitur *Convolutional Neural Network* (CNN), data internal dari gambar penyakit batang tanaman jagung akan disimpan pada database joblib. Antarmuka pengguna berupa memasukkan data foto penyakit batang tanaman jagung, proses memasukkan informasi nama penyakit batang tanaman jagung dan menampilkan hasil. Tahap arsitektur sistem ini dapat dilihat pada gambar 3.5.



Gambar 3. 5 Arsitektur Sistem

3.5.2 Hierarchy Chart

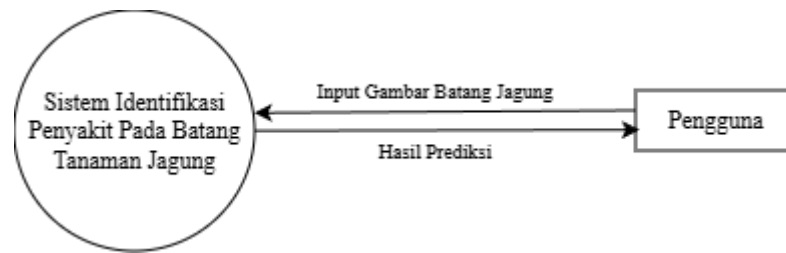
Dalam diagram ini, terlihat bagaimana setiap elemen memiliki peran yang saling terkait dalam menjalankan sistem secara keseluruhan. Terdapat sebuah dashboard yang berfungsi sebagai pusat pengendali, yang mengarahkan alur input gambar penyakit, proses klasifikasi, hingga hasil klasifikasi. Meskipun setiap bagian dari sistem beroperasi pada level yang berbeda, kerja sama di antara mereka menghasilkan pemahaman yang komprehensif mengenai kondisi kesehatan tanaman jagung. Dengan demikian, website ini tidak hanya memberikan informasi, tetapi juga memfasilitasi proses klasifikasi yang efektif dan efisien. Gambar 3.6. memberikan ilustrasi visual yang menunjukkan bagaimana sistem ini dirancang.



Gambar 3. 6 Hierarchy Chart

3.5.3 Diagram Konteks

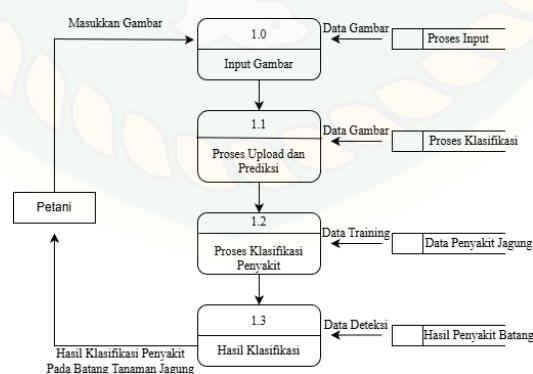
Dalam penelitian ini, diagram konteks pada Gambar 3.7. menjelaskan pengguna akan menginput gambar batang jagung yang dicurigai terinfeksi penyakit. Kemudian sistem akan menganalisis gambar tersebut dan memberikan hasil prediksi tentang jenis penyakit yang mungkin ada.



Gambar 3. 7 Diagram Konteks

3.5.4 DFD level 1

Diagram ini menggambarkan sistem identifikasi penyakit pada batang tanaman jagung. Dalam sistem ini, pengguna dapat mengunggah gambar batang tanaman jagung yang ingin dikenali penyakitnya. Gambar tersebut kemudian akan melalui Proses Klasifikasi, di mana ia dibandingkan dengan data penyakit yang tersimpan dalam *database* penyakit batang jagung. Setelah proses klasifikasi selesai, hasil identifikasi penyakit akan disimpan dalam *database* hasil dan ditampilkan kepada pengguna melalui fitur Hasil Klasifikasi. Dengan demikian, pengguna dapat dengan mudah mengetahui jenis penyakit yang ada pada batang jagung yang mereka unggah. Seluruh tahapan proses DFD Level 1 ini dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3. 8 DFD Level 1

3.5.5 Flowhart program

Flowchart dari sistem yang akan dibuat dapat dilihat pada Gambar 3.8. *Flowchart* ini menggambarkan proses sistem yang membantu mengidentifikasi penyakit pada tanaman jagung menggunakan teknologi pengolahan citra dan pembelajaran mesin. Adapun alur dari sistem yang dibuat dijelaskan sebagai berikut.

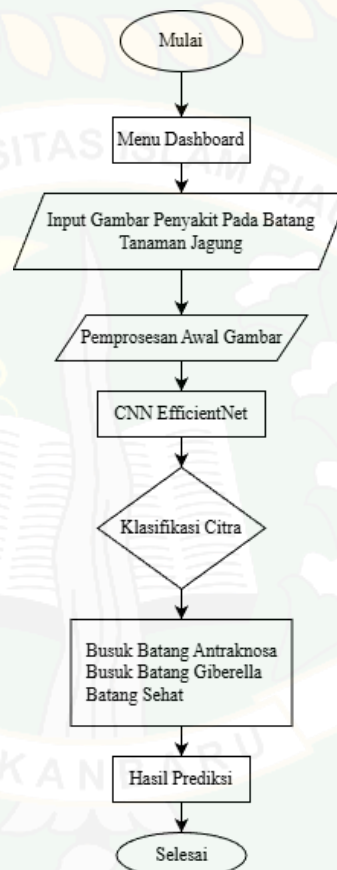
1. Mulai, proses dimulai dengan titik awal.
2. Menu Dashboard, pengguna dihadapkan pada tampilan menu dashboard untuk memulai proses lebih lanjut.
3. Input Gambar Penyakit, pengguna diminta untuk mengupload gambar batang tanaman jagung yang dicurigai terkena penyakit.
4. Pemrosesan Awal Gambar, setelah gambar di-upload, gambar tersebut mengalami pemrosesan awal untuk mempersiapkannya sebelum analisis lebih lanjut.
5. CNN *EfficientNet*, menggunakan model CNN (*Convolutional Neural Network*) yang disebut *EfficientNet* untuk menganalisis gambar. Model ini dikembangkan untuk memberikan akurasi tinggi dan efisiensi dalam pengolahan gambar.
6. Klasifikasi Citra, gambar yang sudah diproses diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori berdasarkan jenis penyakit yang terdeteksi.
7. Kategori Penyakit, gambar dapat diklasifikasikan ke dalam salah satu dari lima kategori penyakit:

F1: Busuk Batang *Giberella*

F2: Batang Batang *Antraknosa*

F3: Batang Sehat

8. Hasil Prediksi, setelah klasifikasi, hasil prediksi ditampilkan kepada pengguna.
9. Selesai, proses berakhir di sini, dengan prediksi penyakit batang tanaman jagung yang telah dilakukan.



Gambar 3. 9 Flowchart Sistem

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 300 data. Pada tahap ini, data citra batang jagung diperoleh dari sumber daring yang telah terverifikasi, yaitu dataset publik “Maize Stalk Diseases Dataset” yang tersedia di platform Kaggle. Dataset tersebut berisi tiga kelas utama, yaitu 100 batang jagung sehat (healthy), 100 busuk batang Gibberella (Gibberella stalk rot), dan 100 busuk batang Antraknosa (Anthracnose stalk rot). Berikut data murni nya pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Pengumpulan Data

Class	Total
Antraknosa	100
Giberella	100
Sehat	100

4.2 Hasil Preprocessing Data

Pre-Processing data dilakukan dengan melakukan Augmentasi data termasuk pembalikan gambar secara horizontal, zoom-in secara acak dengan batas maksimal 50% dari ukuran gambar, dan rotasi gambar secara acak dengan batas maksimal rotasi 90 derajat. Untuk meningkatkan robustnes dan kemampuan generalisasi model selama pelatihan, dilakukan augmentasi data melalui teknik rotasi, flipping, dan zooming. Akhirnya, seluruh dataset dibagi menjadi subset Train, Validation, dan Test dengan rasio masing-masing 70%, 10%, dan 20% untuk mendukung proses pelatihan, evaluasi hyperparameter, dan pengujian kinerja akhir model. Berikut total data setelah di lakukan augmentasi pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Data Augmentasi

Class	Total
Antraknosa	324
Giberella	338
Sehat	338

4.3 Hasil Split Data

Membagi dataset menjadi beberapa bagian untuk keperluan pelatihan dan evaluasi model. Tujuannya adalah memastikan model belajar dengan baik dan dievaluasi secara adil. Pada penelitian ini menggunakan 70% data Training, 10% data Validasi dan 20% data Testing (Muthuramalingam Sivakumar, 2024). Berikut data setelah dilakukan split data setiap prosesnya Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Setelah Dilakukan Split Data

Data	Antraknosa	Giberella	Sehat
Training	207	216	217
Validasi	52	54	54
Testing	65	68	67

Pada tabel 4.4. merupakan rekapitulasi data yang telah disusun secara rapi dan sistematis sehingga mudah dibaca dan digunakan untuk analisis atau pelaporan.

Tabel 4. 4 Data Rekapitulasi dari Split Data

Data	Total
Training	640
Validasi	160

Testing	200
---------	-----

4.4 Hasil Evaluasi Matrik

Metrik evaluasi merupakan ukuran yang digunakan untuk menilai kinerja dan efektivitas suatu sistem atau model. Melalui metrik evaluasi, dapat diketahui sejauh mana model yang dikembangkan bekerja dengan baik, termasuk untuk menentukan kelayakan penggunaan model serta mengidentifikasi adanya kondisi overfitting. (Jon Nicolas Bondevik, 2024).

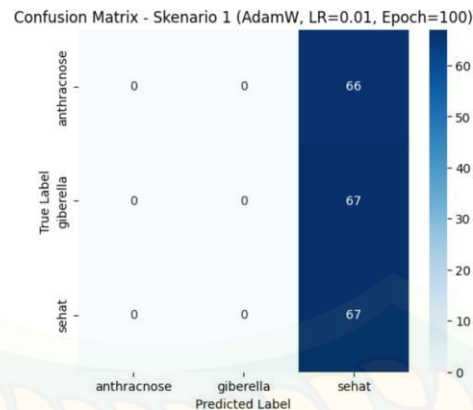
Pada Penelitian ini menggunakan tiga skenario learning rate dan epoch yang berbeda setiap skenario yang dilakukan. Berikut skenarionya:

1. Skenario Satu Menggunakan Learning Rate 0.01 Dengan Epoch 100

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
anthracnose	0.00	0.00	0.00	66
giberella	0.00	0.00	0.00	67
sehat	0.34	1.00	0.50	67
accuracy			0.34	200
macro avg	0.11	0.33	0.17	200
weighted avg	0.11	0.34	0.17	200

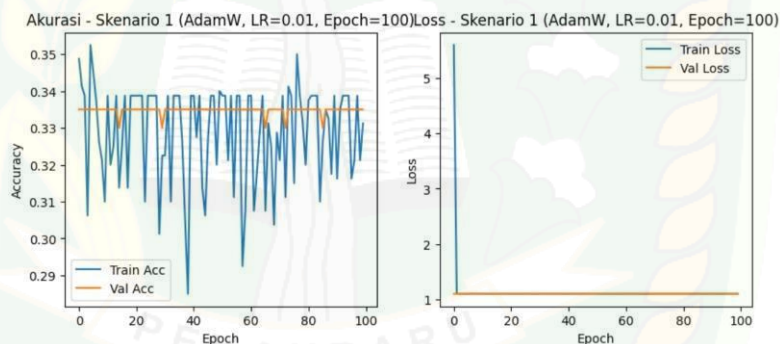
Gambar 4. 1 Laporan Hasil Klasifikasi Model EfficientNet Rate 0.01

Pada Gambar 4.1. dari classification report, terlihat bahwa model hanya mampu mengenali kelas anthracnose dengan baik (recall 1.00), sementara kelas gibberella dan sehat gagal diprediksi (precision dan recall = 0).



Gambar 4. 2 *Confusion Matrix* Model EfficientNet Rate 0.01

Pada Gambar 4.2. Confusion matrix menunjukkan bahwa seluruh data uji dari tiga kelas diprediksi sebagai anthracnose, sehingga akurasi keseluruhan hanya 0.34 (34%).



Gambar 4. 3 Grafik Training dan Validasi Model EfficientNet Rate 0.01

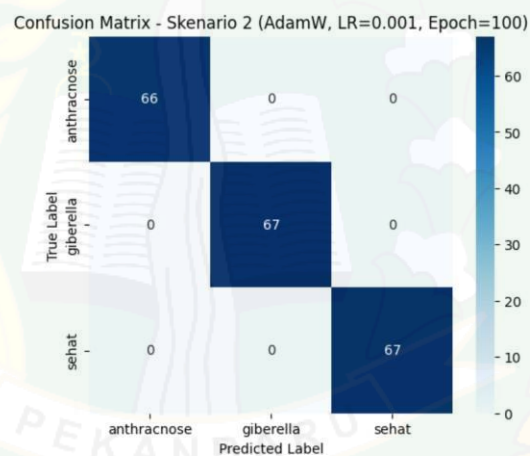
Pada Gambar 4.3. dijelaskan grafik akurasi memperlihatkan fluktuasi akurasi training dengan akurasi validasi yang cenderung datar, menandakan model tidak belajar dengan baik. Grafik loss juga menunjukkan nilai loss validasi yang stabil namun tidak menurun, mengindikasikan bahwa learning rate terlalu besar atau model tidak mampu mempelajari fitur secara optimal.

2. Skenario Dua Menggunakan Learning Rate 0.001 Dengan Epoch 100

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
anthracnose	1.00	1.00	1.00	66
giberella	1.00	1.00	1.00	67
sehat	1.00	1.00	1.00	67
accuracy			1.00	200
macro avg	1.00	1.00	1.00	200
weighted avg	1.00	1.00	1.00	200

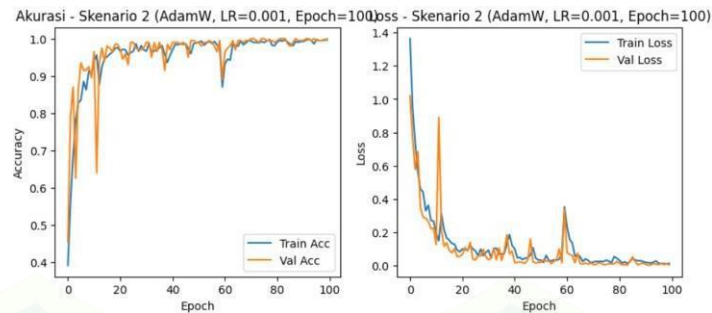
Gambar 4. 4 Laporan Hasil Klasifikasi Model EfficientNet Rate 0.001

Pada Gambar 4.4. classification report menampilkan nilai precision, recall, dan F1-score sempurna (1.00) untuk semua kelas: anthracnose, gibberella, dan sehat, dengan akurasi keseluruhan 100%.



Gambar 4. 5 Confusion Matrix Model EfficientNet Rate 0.001

Pada Gambar 4.5. confusion matrix memperlihatkan bahwa seluruh data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa kesalahan.



Gambar 4. 6 Grafik Training dan Validasi Model EfficientNet Rate 0.001

Pada Gambar 4.6. dijelaskan grafik akurasi menunjukkan peningkatan konsisten hingga mencapai nilai stabil mendekati 1.0 baik pada data training maupun validasi, menandakan proses belajar berjalan optimal. Grafik loss juga menurun tajam dan stabil pada nilai rendah, menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola data dengan baik tanpa overfitting.

3. Skenario Tiga Menggunakan Learning Rate 0.0001 Dengan Epoch 100

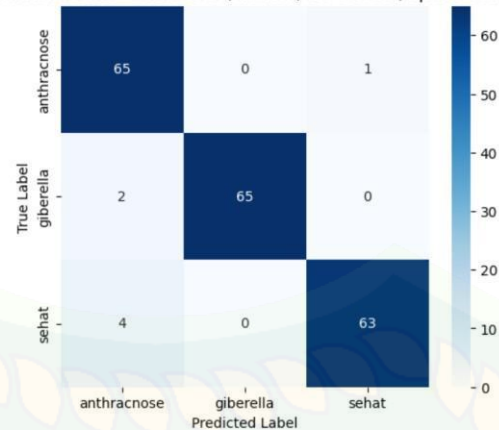
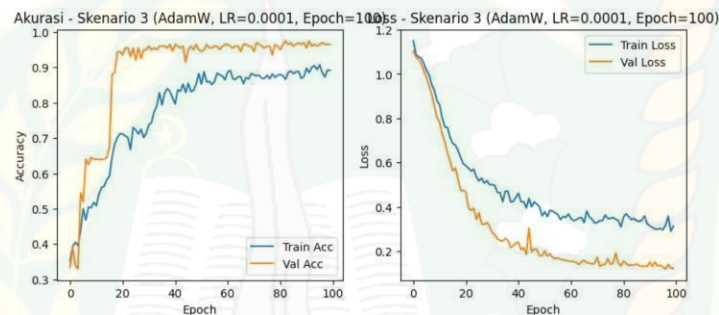
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
anthracnose	0.92	0.98	0.95	66
giberella	1.00	0.97	0.98	67
sehat	0.98	0.94	0.96	67
accuracy			0.96	200
macro avg	0.97	0.97	0.97	200
weighted avg	0.97	0.96	0.97	200

Gambar 4. 7 Laporan Hasil Klasifikasi Model EfficientNet Rate 0.0001

Pada Gambar 4.7. classification report, model mencapai performa tinggi dengan precision, recall, dan F1-score berada di kisaran 0.94–1.00, serta akurasi keseluruhan 97%.

Pada Gambar 4.8. confusion matrix memperlihatkan beberapa kesalahan prediksi, seperti 3 data anthracnose dan 2 data giberella yang salah diklasifikasikan, namun sebagian besar prediksi tetap benar.

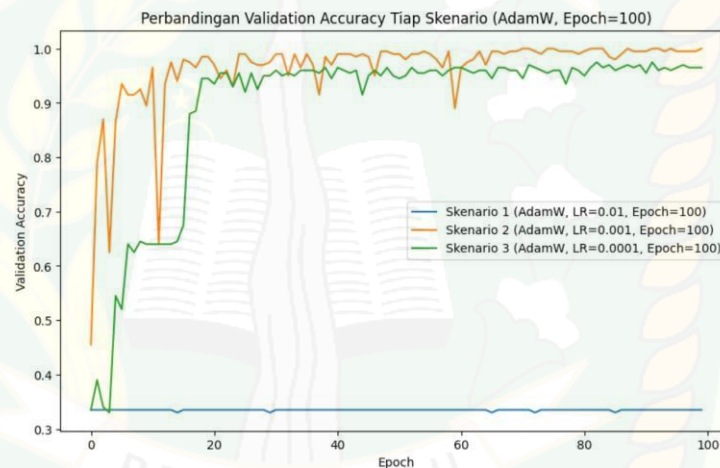
Confusion Matrix - Skenario 3 (AdamW, LR=0.0001, Epoch=100)

**Gambar 4. 8** Confusion Matrix EfficientNet Rate 0.0001**Gambar 4. 9** Grafik Training dan Validasi Model EfficientNet Rate 0.0001

Pada Gambar 4.9. dijelaskan grafik akurasi memperlihatkan tren peningkatan stabil hingga mendekati 1.0, menandakan model belajar dengan baik. Grafik loss menunjukkan penurunan yang konsisten pada train loss dan val loss, menandakan proses pelatihan berjalan efektif tanpa gejala overfitting yang signifikan.

perbandingan validation accuracy dari tiga skenario pelatihan CNN dengan perbedaan learning rate dan jumlah epoch. Skenario 1 (biru) dengan LR 0.01 menunjukkan akurasi validasi yang sangat rendah dan tidak meningkat, menandakan model gagal belajar karena learning rate terlalu

besar. Skenario 2 (oranye) dengan LR 0.001 memberikan hasil terbaik, mencapai akurasi validasi mendekati 100% secara stabil sepanjang pelatihan. Skenario 3 (hijau) dengan LR 0.0001 juga menunjukkan performa tinggi dengan akurasi yang stabil di atas 95%, meskipun sedikit berfluktuasi di awal. Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa learning rate yang lebih kecil dan epoch lebih banyak menghasilkan pembelajaran model yang lebih optimal, dengan Skenario 2 sebagai konfigurasi paling efektif. Hasil perbandingan validasi akurasi tiap skenario dapat diperhatikan pada Gambar 4.10.



Gambar 4. 10 Perbandingan Data validasi Akurasi Setiap Skenario

Untuk lebih mudah melihat setiap perbandingan hasil dari tiga skenario learning rate yang dilakukan pada penelitian ini. Mulai dari Learning Rate 0.01 dengan Epoch 100, Learning Rate 0.001 menggunakan Epoch 100, Learning Rate 0.0001 Epoch 100. Bisa dilihat pada tabel 4.5.

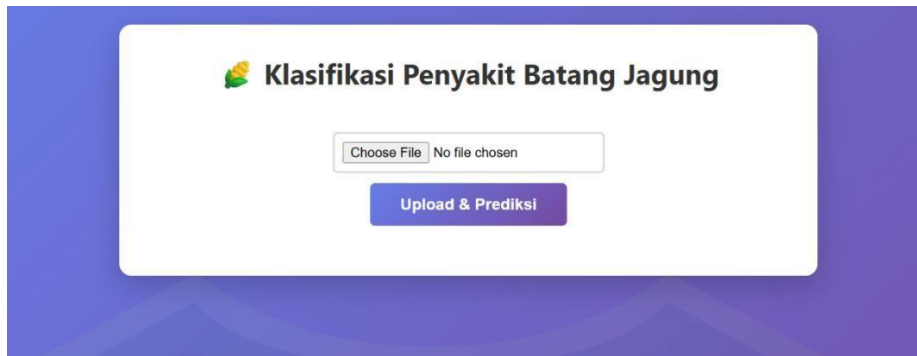
Tabel 4. 5 Hasil Setiap Tiga Skenario Learning Rate

Skenario	Learning Rate	Epoch	Optimazer	Accuracy
1	0.01	100	AdamW	34%
2	0.001	100	AdamW	100%
3	0.0001	100	AdamW	96%

Pada tabel 4.5. model akhir pada penelitian ini dipilih menggunakan Skenario 3, yaitu model dengan learning rate 0.0001, 100 epoch, dan optimizer AdamW. Skenario ini dipilih karena menghasilkan performa yang paling stabil dengan akurasi 96% tanpa menunjukkan indikasi overfitting. Sementara itu, Skenario 2 meskipun menghasilkan akurasi 100%, tidak digunakan karena menunjukkan gejala overfitting, yaitu kondisi ketika model sangat baik mengenali data pelatihan tetapi gagal melakukan generalisasi pada data baru. Hal ini membuat performa model tidak dapat diandalkan untuk penggunaan di dunia nyata. Adapun Skenario 1 dengan learning rate 0.01 menunjukkan akurasi yang rendah, yaitu hanya 34%, sehingga kurang optimal untuk tugas klasifikasi. Dengan demikian, Skenario 3 dipilih sebagai model terbaik karena memberikan keseimbangan antara akurasi tinggi dan kemampuan generalisasi yang baik, sehingga paling layak untuk diimplementasikan pada sistem klasifikasi penyakit batang jagung berbasis web.

4.5 Hasil Implementasi Web

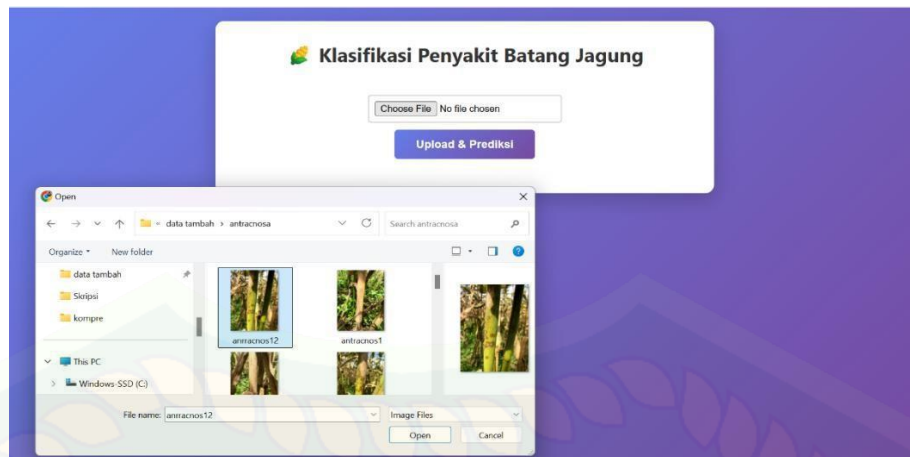
Setelah proses klasifikasi diselesaikan dan model menunjukkan kinerja yang optimal, tahap berikutnya adalah mengimplementasikan model ke dalam sistem yang digunakan, yaitu sistem berbasis web. Gambar 4.11 menampilkan antarmuka halaman utama dari aplikasi web tersebut..



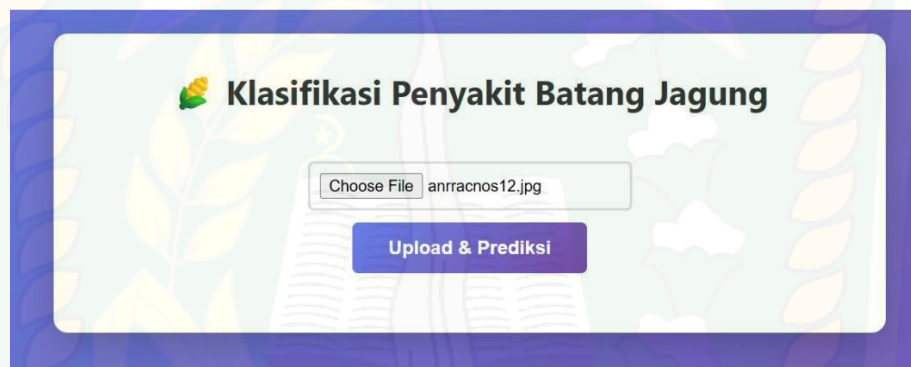
Gambar 4. 11 Halaman Utama Web

Halaman utama dalam klasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung yaitu terdapat tampilan untuk input citra pada sistem. Pada proses ini terdapat tombol “Choose File”, pengujian dilakukan dengan klik tombol “Upload & Prediksi” pada sistem yang terlihat pada Gambar 4.11. kemudian sistem akan mengidentifikasi hasil dari citra tersebut yang termasuk dalam klasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung, Busuk Batang Antraknosa, Busuk batang Gibberella, dan Batang Sehat.

Pada halaman utama website, pengguna dapat memasukkan citra penyakit pada batang tanaman jagung yang akan diklasifikasikan. Proses unggah gambar dapat dilakukan melalui fitur drag and drop yang telah disediakan, serta melalui opsi pilih file dengan memilih gambar dari direktori penyimpanan. Tampilan menu pilih file ditunjukkan pada Gambar 4.12, sedangkan Gambar 4.13 memperlihatkan tampilan halaman utama setelah gambar berhasil diunggah.



Gambar 4. 12 Halaman Utama Ketika Input Gambar



Gambar 4. 13 Tampilan Setelah Gambar Diinput

Setelah gambar diunggah pada halaman utama, proses klasifikasi dilakukan dengan menekan tombol Upload & Prediksi. Tombol ini berfungsi untuk menjalankan klasifikasi citra dan menampilkan hasil prediksi jenis penyakit pada dashboard, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.14.



Gambar 4. 14 Tampilan Output Prediksi Gambar

Selain menunjukkan hasil prediksi jenis penyakit dan akurasi penyakit pada batang tanaman jagung, pada halaman hasil ini juga menampilkan sedikit penjelasan tentang penyakit Antraknosa dan Cara Penanganannya. Pada Gambar 4.15. Merupakan penjelasan hasil klasifikasi.



Gambar 4. 15 Tampilan Penjelasan Hasil Klasifikasi

pada halaman hasil ini juga menampilkan Tingkat Kepercayaan Tiap Kelas untuk transparansi output klasifikasi. Pada Gambar merupakan tingkat kepercayaan yang bisa dilihat pada Gambar 4.16.

Kelas	Kepercayaan (%)
Anthrachnose	99.65
Sehat	0.34
Giberella	0.01

Gambar 4. 16 Tampilan Tingkat Kepercayaan Tiap Kelas

4.6 Evaluasi Model Pada Sample Data

Evaluasi model dilakukan menggunakan sample data untuk memastikan bahwa sistem klasifikasi bekerja sesuai dengan kebutuhan dan spesifikasi yang telah ditetapkan. Proses evaluasi ini divalidasi dengan membandingkan expected result (hasil yang diharapkan) dengan actual result (hasil prediksi model) pada berbagai skenario pengujian, yang rinciannya disajikan pada table 4.6.

Tabel 4. 6 Hasil Melakukan Pengujian Sample Data

Sampel Data	Real Class	Tingkat Kepercayaan%		
		Gibberella	Antraknosa	Sehat
	Antraknosa	0.01	99.65	0.34

	Antraknosa	0.02	99.98	0.01
	Antraknosa	0.07	99.68	0.25
	Gibberella	89.77	10.23	0.00
	Gibberella	97.11	2.88	0.00
	Gibberella	97.57	2.42	0.01

	Sehat	0.00	0.37	99.63
	Sehat	0.00	2.72	97.28
	Sehat	0.00	0.01	99.99

Berdasarkan hasil pengujian sample data pada tabel tersebut, dapat disimpulkan bahwa sistem mampu melakukan klasifikasi penyakit batang jagung dengan tingkat akurasi dan konsistensi yang sangat baik. Setiap sampel yang diuji menunjukkan confidence score tertinggi pada kelas yang sesuai dengan real class-nya. Pada kelas Antraknosa, sistem memberikan tingkat kepercayaan di atas 99%, menandakan kemampuan model dalam mengenali pola visual secara tepat. Hal serupa terlihat pada kelas Gibberella dengan tingkat kepercayaan antara 89%

hingga 97%, menunjukkan sensitivitas model dalam membedakan ciri-ciri penyakit tersebut. Pada kelas Sehat, tingkat kepercayaan juga sangat tinggi hingga mencapai 99.99%, sehingga sistem mampu membedakan batang sehat dan batang terinfeksi dengan baik. Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh fungsi sistem berjalan sesuai spesifikasi, dan proses klasifikasi mampu memberikan output yang akurat serta dapat diandalkan pada berbagai kondisi citra uji.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi penyakit pada batang tanaman jagung menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) berbasis EfficientNet, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini dirumuskan berdasarkan Identifikasi Masalah utama, yaitu kebutuhan akan sistem pendukung keputusan yang akurat dan efisien untuk mendeteksi penyakit pada batang tanaman jagung.

1. Penelitian dilakukan melalui tahapan pengumpulan data, preprocessing (resize, normalisasi, augmentasi), pembagian data, pelatihan model CNN EfficientNet dengan beberapa skenario learning rate, evaluasi model menggunakan akurasi dan confusion matrix, hingga implementasi sistem berbasis web yang mampu melakukan klasifikasi penyakit batang jagung secara otomatis.
2. Data diperoleh dari dataset Kaggle sebanyak 300 gambar awal (100 Antraknosa, 100 Gibberella, 100 sehat), kemudian dilakukan augmentasi sehingga total menjadi 1.000 gambar. Dataset dibagi dengan rasio 70% training, 10% validasi, dan 20% testing untuk mendukung pelatihan dan evaluasi model secara optimal.
3. Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengimplementasikan sistem identifikasi penyakit pada batang tanaman jagung berbasis *Deep Learning* menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network

(CNN). Sistem ini menyediakan solusi praktis untuk masalah sulitnya deteksi penyakit secara manual oleh petani.

4. Pengujian model yang telah dilatih menunjukkan kinerja yang sangat baik dan memenuhi tujuan penelitian, terbukti dengan perolehan metrik kinerja tertinggi, yaitu akurasi mencapai 96%. Angka ini menegaskan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi dan dapat mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit batang jagung: busuk batang gibberella, busuk batang antraknosa, batang sehat dengan tingkat keandalan yang dapat diterima.

5.2 Saran

Dalam penelitian ini ada beberapa keterbatasan sehingga diperlukan pengembangan lebih lanjut.

1. Jumlah dan variasi dataset perlu ditingkatkan agar model mampu menangani kondisi lapangan yang lebih beragam.
2. Klasifikasi dapat dikembangkan untuk mencakup lebih banyak jenis penyakit batang jagung sehingga cakupan deteksi menjadi lebih luas.
3. Sistem yang telah dibangun dapat diperluas ke platform mobile atau IoT agar lebih mudah digunakan langsung di lahan pertanian. Selain itu, antarmuka web dapat dikembangkan dengan fitur tambahan seperti rekomendasi penanganan penyakit dan penentuan tingkat keparahan infeksi.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfarizi, M. R. (2023). Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning. Vol. 2 No. 1 .
- Ary Yoggyanto¹, A. M. (2024). Penerapan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung. *PROSIDING SEMINAR NASIONAL TEKNOLOGI DAN SAINS* , Vol. 3.
- Gumarpi Rahis ¹, R. A. (2024). INTEGRASI KECERDASAN BUATAN (ARTIFICIAL INTELLIGENCE) PADA PEMBELAJARAN BAHASA. *JURNAL EDUCANDUMEDIA*, Vol. 03No. 02.
- Hakim, L. (2020). Segmentasi Citra Penyakit pada Batang Buah Naga Menggunakan Metode Ruang Warna Lab. *Seminar Nasional Terapan Riset Inovatif ke-6*, 728-736.
- Hidayat, a. R. (2021). Pengembangan Aplikasi Prediksi Penyakit Tanaman Berbasis CNN Menggunakan Flask. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 78-85.
- Hidayat, R. S. (2021). Klasifikasi Ciitra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Tanaman. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 123-130.
- icare. (2024). *Budidaya Jagung dengan Sistem Tanam Jajar Legowo*. Jawa Timur: Tim PIU ICARE BPSIP Jawa Timur.
- Ira Syahriani, C. E. (2021). Identifikasi Penyakit pada Batang Tanaman Jagung (Zea Mays) di Kecamatan Panyabungan Kabupaten Mandailing Natal, Sumatera Utara. *Prosiding SEMNAS BIO 2021*, Vol.1, 349.
- Jon Nicolas Bondevik, K. E. (2024). A systematic review on food recommender systems. Volume 238, Part E.
- Maulana, R. &. (2022). Implementasi Vue.js pada Sistem Prediksi Penyakit Tanaman Berbasis Web. *Jurnal Teknik Informatika*, 34-41.
- Muhammad Fatham Mubina Akbar¹, H. F. (2023). Analisis Color Space untuk Spesifikasi Perancangan Perangkat Lunak pada. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 7, No. 5.
- Muthuramalingam Sivakumar, S. P. (2024). Pertukaran antara rasio pelatihan dan pengujian dalam pembelajaran mesin untuk pemrosesan citra medis. *PeerJ Ilmu Komputer*, 10:e2245.
- Putri, R. s. (2021). Sistem Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode KNN. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 85-90.
- Rahman, A. S. (2022). Penerapan Teknik Pembersihan Data untuk Meningkatkan Akurasi Model Prediksi dalam Analisis Data Kesehatan. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 45-58.

- Rosid, A. G. (2024). Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Berdasarkan Citra Daun dan Batang dengan Metode Convolutional Neural Network dan Gray Level Co-Occurrence Matrix. *Jurnal Teknologi Terapan*, 1354-1362.
- Rulaningtyas, R. (2022). Penyakit pada Batang Tanaman Jagung dan Klasifikasi Citra menggunakan Residual Network.
- Saijo1, S. (2022). Teknologi Peningkatan Kualitas Hasil Panen Jagung (*Zea mays* L.). *Jurnal Planta Simbiosa*, Volume 4 (2).
- Salis Nilam Amartama, A. N. (2024). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) dalam Pengenalan Pola Penulisan Tangan. *STAINS (Seminar Nasional Teknologi & Sains)*, Vol. 3 No. 1 .
- Sari, M. R. (2023). Pengaruh Pengkodean Label terhadap Performa Model Klasifikasi Data Sosial. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 123-135.
- Suriani, S. A. (2024, october 29). *PENGENDALIAN PENYAKIT BUSUK BATANG FUSARIUM PADA TANAMAN JAGUNG*. Retrieved from CYBEXT: https://cybex.id/mobile/artikel/102441/PENGENDALIAN-PENYAKIT-BUSUK-BATANG-FUSARIUM-PADA-TANAMAN-JAGUNG/?utm_source=chatgpt.com
- Syahrani, I. (2021). Identifikasi Penyakit pada Batang Tanaman Jagung (*Zea mays*) di Kecamatan Panyabungan Kabupaten Mandailing Natal, Sumatera Utara. *. Prosiding SEMNAS BIO 2021*, 325-332.
- THOYYIB, M. (2024). SISTEM KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BATANG TANAMAN JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS SINGLE BOARD COMPUTER.
- Winda Rizky Octaviani*, S. D. (2023). Pemetaan Serangan Penyebab Penyakit Busuk Batang Jagung di Kabupaten Tanah Laut, Kalimantan Selatan. *Proteksi Tanaman Tropika* , Volume 6.
- Y Achadri, E. Y. (2021). Potensi Limbah Jagung Hibrida (*Zea mays* L) sebagai Pakan Ternak di. *Jurnal Ilmu Nutrisi dan Teknologi Pakan*, Vol. 19 No 2: 42-48.



YAYASAN LEMBAGA PENDIDIKAN ISLAM (YLPI) RIAU
UNIVERSITAS ISLAM RIAU
FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

Jalan Kaharuddin Nasution No. 113 P. Marpoan Pekanbaru Riau Indonesia – Kode Pos: 28284
Telp. +62 761 674674 Website: www.eng.uir.ac.id Email: fakultas_teknik@uir.ac.id

BERITA ACARA UJIAN SKRIPSI

Berdasarkan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Islam Riau, Pekanbaru, tanggal 07 Januari 2026, Nomor: 0014 /KPTS/FT-UIR/2026, maka pada hari Kamis tanggal 08 Januari 2026, telah dilaksanakan Ujian Skripsi Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Islam Riau, Jenjang Studi S1, Tahun Akademik 2025/2026 berikut ini.

1. Nama : Jelita Lestari
2. NPM : 213510559
3. Judul Skripsi : Klasifikasi Penyakit Pada Batang Tanaman Jagung Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN).
4. Waktu Ujian : 10.00 WIB s.d. Selesai
5. Tempat Pelaksanaan Ujian : Ruang Sidang Fakultas Teknik UIR

Dengan keputusan Hasil Ujian Skripsi:

~~Lulus~~*/ Lulus dengan Perbaikan*/~~Tidak Lulus~~*

* Coret yang tidak perlu.

Nilai Ujian:

Nilai Ujian Angka = 75,035 Nilai Huruf = (A-)

Tim Penguji Skripsi.

No	Nama	Jabatan	Tanda Tangan
1	Ana Yulianti S.T. M.Kom	Ketua	1.
2	Mutia Fadhillah, S.ST., M.Sc	Anggota	2.
3	Dr. Ir. Des Suryani, M.Sc	Anggota	3.

Panitia Ujian
Ketua,

Ana Yulianti S.T. M.Kom.
NIDN. 1024077901

Pekanbaru, 08 Januari 2026
Mengetahui,
Dekan Fakultas Teknik



Dr. Ir. Kornia Hastuti S.T. M.T.
NIDN. 1008057102



UNIVERSITAS ISLAM RIAU

FAKULTAS TEKNIK

الْجَامِعَةُ الْإِسْلَامِيَّةُ الرَّيُّوْنِيَّةُ

Alamat: Jalan Kaharuddin Nasution No.113, Marpoyan, Pekanbaru, Riau, Indonesia - 28284
Telp. +62 761 674674 Email: fakultas_teknik@uir.ac.id Website: www.eng.uir.ac.id

SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIAT

Nomor: 638/A-UIR/5-T/2025

Fakultas Teknik Universitas Islam Riau menerangkan bahwa Mahasiswa/i dengan identitas berikut:

Nama : **JELITA LESTARI**
NPM : 213510559
Program Studi : Teknik Informatika
Jenjang Pendidikan : Strata Satu (S1)
Judul Skripsi TA : **KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BATANG TANAMAN JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**

Dinyatakan **Bebas Plagiat**, berdasarkan hasil pengecekan pada Turnitin menunjukkan angka **Similarity Index < 30%** sesuai dengan peraturan Universitas Islam Riau yang berlaku.

Demikian surat keterangan ini dibuat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Mengetahui,

Kaprodi. Teknik Informatika

Assoc. Prof. Dr. Ir. Hj. Des Suryani, M.Sc.

Pekanbaru, 18 December 2025 M

27 Jumādil Akhiroh 1447 H

Staff Pemeriksa

Syatra Safira Anjani, S.Pd

SURAT KEPUTUSAN DEKAN FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS ISLAM RIAU
NOMOR : 0304/KPTS/FT-UIR/SI/2025
TENTANG PENGANGKATAN TIM PEMBIMBING SKRIPSI

DEKAN FAKULTAS TEKNIK

Menimbang :

1. Bahwa untuk menyelesaikan perkuliahan bagi mahasiswa Fakultas Teknik perlu membuat Skripsi.
2. Untuk itu perlu ditunjuk Tim Pembimbing penelitian dan penyusunan Skripsi yang diangkat dengan Surat Keputusan Dekan

Mengingat :

1. Undang-Undang Nomor 12 Tahun 2012 Tentang Pendidikan Tinggi
2. Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 8 Tahun 2012 Tentang Kerangka Kualifikasi Nasional Indonesia
3. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 37 Tahun 2009 Tentang Dosen
4. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 66 Tahun 2010 Tentang Pengelolaan dan Penyelenggaraan Pendidikan
5. Peraturan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia Nomor 3 Tahun 2020 Tentang Standar Nasional Pendidikan Tinggi
6. Statuta Universitas Islam Riau Tahun 2018
7. Peraturan Universitas Islam Riau Nomor 001 Tahun 2018 Tentang Ketentuan Akademik Bidang Pendidikan Universitas Islam Riau

MEMUTUSKAN

Menetapkan :

1. Mengangkat saudara-saudara yang namanya tersebut dibawah ini sebagai Tim Pembimbing Penelitian & penyusunan Skripsi Mahasiswa/i Fakultas Teknik Program Studi Teknik Informatika

No	Nama	Pangkat	Jabatan
1.	ANA YULIANTI, S.T., M.Kom.	Lektor	Pembimbing

2. Mahasiswa yang akan dibimbing :

Nama : Jelita Lestari
NPM : 213510559
Program Studi : Teknik Informatika
Jenjang Pendidikan : Strata Satu (S1)
Judul Skripsi : KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BATANG TANAMAN JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

3. Keputusan ini berlaku pada tanggal ditetapkannya dengan ketentuan bila terdapat kekeliruan dikemudian hari segera ditinjau kembali.

Ditetapkan di : Pekanbaru
Pada tanggal : 09 Mei 2025
Dekan,



Dr. DEDDY PURNOMO RETNO, S.T., M.T.
NPK. 100502353



YAYASAN LEMBAGA PENDIDIKAN ISLAM (YLPI) RIAU
UNIVERSITAS ISLAM RIAU

F.A.3.10

Jalan Kaharuddin Nasution No. 113 P. Marpoyan Pekanbaru Riau Indonesia – Kode Pos: 28284
Telp. +62 761 674674 Fax. +62 761 674834 Website: www.uir.ac.id Email: info@uir.ac.id

KARTU BIMBINGAN TUGAS AKHIR
SEMESTER GENAP TA 2024/2025

NPM : 213510559
Nama Mahasiswa : JELITA LESTARI
Dosen Pembimbing : 1. ANA YULIANTI ST., M.Kom 2.
Program Studi : TEKNIK INFORMATIKA
Judul Tugas Akhir : KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BATANG TANAMAN JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
Judul Tugas Akhir (Bahasa Inggris) : CLASSIFICATION OF DISEASES IN CORN PLANT STEMS USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) ALGORITHM
Lembar Ke :

NO	Hari/Tanggal Bimbingan	Materi Bimbingan	Hasil / Saran Bimbingan	Paraf Dosen Pembimbing
1.	20/5/2025	Bab I	Revisi, latar belakang	A.
2.	20/6/2025	Bab II	Lanjut Bab III	b.
3.	26/6/2025	Bab III	Revisi bab III (DPO. EPD)	Az.
4.	8/10/2025	Bab III	Revisi dataset	A.
5.	16/10/2025	Program	Revisi UI	Az.
6.	17/10/2025	ACC ujian Sempro	Lengkapi Laporan	Az.
7.	3/11/2025	Revisi sesudah Sempro	Lanjut Bab 4	Az.
8.	3/12/2025	Bab 4	Revisi penyajian	A.

Pekanbaru,
Wakil Dekan I/Ketua Departemen/Ketua Prodi



MJEZNTWNTU5



Catatan :

1. Lama bimbingan Tugas Akhir/ Skripsi maksimal 2 semester sejak TMT SK Pembimbing diterbitkan
2. Kartu ini harus dibawa setiap kali berkonsultasi dengan pembimbing dan HARUS dicetak kembali setiap memasuki semester baru melalui SIKAD
3. Saran dan koreksi dari pembimbing harus ditulis dan diparaf oleh pembimbing
4. Setelah skripsi disetujui (ACC) oleh pembimbing, kartu ini harus ditandatangani oleh Wakil Dekan I/ Kepala departemen/Ketua prodi
5. Kartu kendali bimbingan asli yang telah ditandatangani diserahkan kepada Ketua Program Studi dan kopiannya dilampirkan pada skripsi.
6. Jika jumlah pertemuan pada kartu bimbingan tidak cukup dalam satu halaman, kartu bimbingan ini dapat di download kembali melalui SIKAD



YAYASAN LEMBAGA PENDIDIKAN ISLAM (YLPI) RIAU
UNIVERSITAS ISLAM RIAU

F.A.3.10

Jalan Kaharuddin Nasution No. 113 P. Marpoyan Pekanbaru Riau Indonesia – Kode Pos: 28284
Telp. +62 761 674674 Fax. +62 761 674834 Website: www.uir.ac.id Email: info@uir.ac.id

KARTU BIMBINGAN TUGAS AKHIR
SEMESTER GANJIL TA 2025/2026

NPM : 213510559
Nama Mahasiswa : JELITA LESTARI
Dosen Pembimbing : 1. ANA YULIANTI ST., M.Kom 2.
Program Studi : TEKNIK INFORMATIKA
Judul Tugas Akhir : KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BATANG TANAMAN JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
Judul Tugas Akhir (Bahasa Inggris) : CLASSIFICATION OF DISEASES IN CORN PLANT STEMS USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) ALGORITHM
Lembar Ke :

NO	Hari/Tanggal Bimbingan	Materi Bimbingan	Hasil / Saran Bimbingan	Paraf Dosen Pembimbing
1	4/12/2025	Bab 5	Revisi Saran	
2	10/12/2025	Bab 5	Revisi Kes. dan Saran	
3	11/12/2025	ACC Ujian Akhir TA	Lengkapi Laporan	

Pekanbaru,.....
Wakil Dekan I/Ketua Departemen/Ketua Prodi



MJEZNTWNTU5



Catatan :

1. Lama bimbingan Tugas Akhir/ Skripsi maksimal 2 semester sejak TMT SK Pembimbing diterbitkan
2. Kartu ini harus dibawa setiap kali berkonsultasi dengan pembimbing dan HARUS dicetak kembali setiap memasuki semester baru melalui SIKAD
3. Saran dan koreksi dari pembimbing harus ditulis dan diparaf oleh pembimbing
4. Setelah skripsi disetujui (ACC) oleh pembimbing, kartu ini harus ditandatangani oleh Wakil Dekan I/ Kepala departemen/Ketua prodi
5. Kartu kendali bimbingan asli yang telah ditandatangani diserahkan kepada Ketua Program Studi dan kopiannya dilampirkan pada skripsi.
6. Jika jumlah pertemuan pada kartu bimbingan tidak cukup dalam satu halaman, kartu bimbingan ini dapat di download kembali melalui SIKAD

SURAT KEPUTUSAN DEKAN FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS ISLAM RIAU
NOMOR : 0014 /KPTS/FT-UIR/2026
TENTANG PENETAPAN DOSEN PENGUJI SKRIPSI MAHASISWA FAK. TEKNIK UNIV. ISLAM RIAU

DEKAN FAKULTAS TEKNIK

- Menimbang** : 1. Bahwa untuk menyelesaikan studi S.1 bagi mahasiswa Fakultas Teknik Univ. Islam Riau dilaksanakan Ujian Skripsi/Komprehensif sebagai tugas akhir. Untuk itu perlu ditetapkan mahasiswa yang telah memenuhi syarat untuk ujian dimaksud serta dosen penguji.
2. Bahwa penetapan mahasiswa yang memenuhi syarat dan dosen penguji yang bersangkutan perlu ditetapkan dengan Surat Keputusan Dekan.
- Mengingat** : 1. Undang - Undang Nomor 12 Tahun 2012 Tentang Pendidikan Tinggi
2. Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 8 Tahun 2012 Tentang Kerangka Kualifikasi Nasional Indonesia
3. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 37 Tahun 2009 Tentang Dosen
4. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 66 Tahun 2010 Tentang Pengelolaan dan Penyelenggaraan Pendidikan
5. Peraturan Menteri Pendidikan Nasional Nomor 63 Tahun 2009 Tentang Sistem Penjaminan Mutu Pendidikan
6. Peraturan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia Nomor 49 Tahun 2014 Tentang Standar Nasional Pendidikan Tinggi
7. Statuta Universitas Islam Riau Tahun 2018
8. Peraturan Universitas Islam Riau Nomor 001 Tahun 2018 Tentang Ketentuan Akademik Bidang Pendidikan Universitas Islam Riau

MEMUTUSKAN

- Menetapkan** : 1. Mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Islam Riau yang tersebut namanya dibawah ini :
- | | |
|--------------------|--|
| Nama | : Jelita Lestari |
| NPM | : 213510559 |
| Program Studi | : Teknik Informatika |
| Jenjang Pendidikan | : Strata Satu (S1) |
| Judul Skripsi | : Klasifikasi Penyakit Pada Batang Tanaman Jagung Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) |
2. Penguji Skripsi/Komprehensif mahasiswa tersebut terdiri dari :
- | | |
|---------------------------------|-----------------------------------|
| 1. Ana Yulianti S.T. M.Kom | Sebagai Ketua Merangkap Penguji |
| 2. Mutia Fadhillah, S.ST., M.Sc | Sebagai Anggota Merangkap Penguji |
| 3. Dr. Ir. Des Suryani, M.Sc | Sebagai Anggota Merangkap Penguji |
3. Laporan hasil ujian serta berita acara telah sampai kepada Pimpinan Fakultas selambat-lambatnya 1(satu) bulan setelah ujian dilaksanakan.
4. Keputusan ini mulai berlaku pada tanggal ditetapkannya dengan ketentuan bila terdapat kekeliruan dikemudian hari segera ditinjau kembali.

KUTIPAN : Disampaikan kepada yang bersangkutan untuk dapat dilaksanakan dengan sebaik-baiknya.

Ditetapkan di : Pekanbaru
Pada Tanggal : 18 Rajab 1447 H
07 Januari 2026 M

Dekan,



Dr. Ir. KURNIA HASTUTI, S.T, M.T

NPK : 1008057102