



## **SKRIPSI**

**DETEKSI PENYAKIT PADA TANAMAN PADI  
MENGUNAKAN EXTRAME GRADIENT BOOST (XGBoost)  
DAN VISION TRANSFORMER (ViT) BERDASARKAN CITRA  
DAUN.**

**Safiqur Rohman**

NPM 21081010109

## **DOSEN PEMBIMBING**

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
SURABAYA  
2024**

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1. Latar Belakang**

Padi (*Oryza sativa*) merupakan komoditas pangan utama di Indonesia yang berperan penting dalam menopang ketahanan pangan nasional. Sebagai salah satu negara agraris terbesar di dunia, Indonesia memiliki luas lahan pertanian padi yang signifikan dan menjadikan produksi beras sebagai sumber karbohidrat utama bagi sebagian besar penduduk. Sektor pertanian padi juga memainkan peranan penting dalam ekonomi nasional karena menyerap banyak tenaga kerja dan memberikan kontribusi besar terhadap produk domestik bruto (PDB). Meskipun demikian, keberadaan berbagai tantangan agronomis, seperti serangan penyakit tanaman, seringkali mengancam keberlanjutan produksi padi di Indonesia. Penyakit-penyakit tersebut dapat menyebabkan penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen, yang pada gilirannya berdampak negatif pada kesejahteraan petani dan stabilitas ekonomi sektor pertanian.

Salah satu ancaman utama bagi produktivitas padi adalah berbagai penyakit yang menyerang daun, batang, dan akar tanaman. Penyakit seperti hawar daun bakteri (bacterial leaf blight), bercak daun (leaf spot), dan busuk batang (stem rot) merupakan contoh penyakit yang umum ditemukan di lahan pertanian padi. Dampak dari penyakit-penyakit ini sering kali signifikan, tidak hanya pada hasil panen tetapi juga pada biaya produksi, karena petani harus mengeluarkan dana tambahan untuk pengendalian hama dan penyakit. Identifikasi dini dan pengendalian yang tepat terhadap penyakit tanaman padi menjadi sangat penting untuk memitigasi kerugian ekonomi serta menjaga stabilitas sektor pertanian.

Metode konvensional untuk mendeteksi penyakit pada tanaman padi biasanya mengandalkan observasi visual oleh petani atau tenaga ahli. Namun, pendekatan ini memiliki sejumlah keterbatasan, seperti subjektivitas dalam penilaian, tingkat keahlian yang bervariasi, dan sulitnya membedakan gejala penyakit yang serupa. Selain itu, metode ini sering kali memerlukan waktu yang cukup lama, sehingga tindakan pengendalian menjadi kurang efektif. Oleh karena itu, pengembangan sistem deteksi penyakit berbasis teknologi menjadi kebutuhan yang mendesak. Penggunaan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) dan pengolahan citra digital menawarkan solusi yang lebih efisien, objektif, dan cepat untuk mendeteksi penyakit pada tanaman padi.

Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi telah membuka peluang besar untuk meningkatkan produktivitas sektor pertanian. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan kombinasi algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dan Vision Transformer (ViT) untuk menganalisis citra daun padi. XGBoost merupakan algoritma pembelajaran mesin yang dikenal karena efisiensinya dalam klasifikasi dan regresi dengan akurasi tinggi, sementara ViT adalah model pembelajaran mendalam yang dirancang khusus untuk tugas-tugas pengenalan pola visual. Dengan memanfaatkan kekuatan kombinasi ini, sistem deteksi penyakit dapat diharapkan untuk mengenali gejala penyakit secara akurat dan efisien.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan penerapan teknologi pembelajaran mendalam (deep learning) dalam mendeteksi penyakit tanaman. Sebagai contoh, Rozi (2023) mengembangkan aplikasi berbasis Android untuk deteksi kanker kulit melanoma menggunakan MobileNetV2 Convolutional Neural Network, yang

berhasil memberikan akurasi tinggi dalam diagnosis. Selain itu, Mita et al. (2024) membandingkan metode machine learning dan time series untuk memprediksi produksi padi di Jawa Tengah, menunjukkan potensi besar teknologi AI dalam sektor agrikultur. Namun, penerapan spesifik kombinasi XGBoost dan ViT untuk deteksi penyakit tanaman padi masih relatif jarang ditemukan, sehingga penelitian ini menawarkan peluang untuk memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan teknologi pertanian.

Dalam penelitian ini, kami memanfaatkan dataset citra daun padi yang diperoleh dari platform Kaggle dan Reel. Dataset ini mencakup berbagai jenis penyakit yang umum menyerang tanaman padi, seperti hawar daun bakteri dan bercak daun. Proses pengembangan model dimulai dengan pelabelan dataset untuk memastikan validitas data yang digunakan. Model Vision Transformer digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur visual dari citra daun padi, sementara XGBoost digunakan sebagai algoritma klasifikasi untuk mengidentifikasi jenis penyakit berdasarkan pola-pola visual yang telah diekstraksi. Kombinasi kedua algoritma ini memungkinkan sistem untuk memberikan hasil deteksi yang cepat dan akurat.

Implementasi sistem ini menawarkan berbagai keuntungan praktis bagi petani. Dengan memanfaatkan teknologi ini, petani dapat mengambil foto daun padi menggunakan perangkat seperti smartphone, yang kemudian diproses oleh sistem untuk memberikan diagnosis penyakit secara real-time. Hal ini tidak hanya mempercepat proses deteksi tetapi juga mengurangi risiko kesalahan akibat interpretasi manusia yang subjektif. Selain itu, sistem ini dirancang untuk memberikan rekomendasi langkah-langkah pengendalian penyakit, sehingga petani dapat segera mengambil tindakan yang diperlukan.

Penerapan teknologi berbasis machine learning seperti ini juga mendukung modernisasi sektor pertanian di Indonesia. Dengan integrasi teknologi canggih dalam praktik pertanian, produktivitas dapat ditingkatkan secara signifikan. Lebih jauh lagi, penggunaan teknologi ini sejalan dengan visi ketahanan pangan berkelanjutan, yang mengutamakan efisiensi sumber daya dan peningkatan hasil produksi tanpa merusak lingkungan. Selain itu, sistem ini dapat menjadi alat bantu yang sangat berguna bagi penyuluh pertanian dalam memberikan pelatihan dan dukungan kepada petani, terutama di daerah-daerah terpencil yang memiliki akses terbatas terhadap ahli agronomi.

Secara keseluruhan, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman padi berbasis AI yang andal dan efisien. Dengan memanfaatkan kekuatan XGBoost dalam klasifikasi dan keunggulan Vision Transformer dalam ekstraksi fitur visual, diharapkan sistem ini dapat memberikan kontribusi nyata bagi pengembangan teknologi deteksi penyakit tanaman. Hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya menjadi referensi penting bagi para akademisi dan praktisi di bidang teknologi pertanian tetapi juga memberikan dampak positif bagi kesejahteraan petani dan keberlanjutan sektor agrikultur di Indonesia.

## **2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, terdapat beberapa permasalahan utama yang menjadi fokus penelitian ini, yaitu:

1. Bagaimana mengembangkan sistem deteksi penyakit pada tanaman padi yang berbasis citra digital dengan tingkat akurasi tinggi?
2. Bagaimana penerapan metode Extreme Gradient Boost (XGBoost) dan Vision Transformer (ViT) dalam proses deteksi dan klasifikasi penyakit pada tanaman padi?

### **3. Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman padi berbasis pengolahan citra digital menggunakan metode XGBoost dan Vision Transformer (ViT).
2. Mengimplementasikan dan mengevaluasi kinerja metode XGBoost dan Vision Transformer (ViT) dalam proses klasifikasi penyakit pada tanaman padi.

### **4. Manfaat Penelitian**

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Bagi Petani: Memberikan solusi praktis untuk mendeteksi penyakit tanaman padi lebih awal, sehingga dapat meminimalkan kerugian akibat serangan penyakit.
1. Bagi Peneliti: Menjadi referensi dalam pengembangan sistem berbasis AI untuk deteksi penyakit tanaman, khususnya dengan menggunakan metode XGBoost dan Vision Transformer (ViT).

### **5. Batasan Masalah**

Agar penelitian ini tetap terfokus dan terarah, beberapa batasan masalah yang ditetapkan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya membahas deteksi dan klasifikasi penyakit tanaman padi berdasarkan citra daun padi.
2. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber terbuka seperti Kaggle dan Reel, dengan jumlah data yang mencakup berbagai jenis penyakit tanaman padi.
3. Proses pengolahan citra dan klasifikasi hanya menggunakan metode Extreme Gradient Boost (XGBoost) dan Vision Transformer (ViT).
4. Sistem yang dikembangkan tidak mencakup tindakan pengendalian penyakit, melainkan hanya memberikan hasil deteksi dan klasifikasi penyakit.
5. Penelitian dilakukan dalam lingkungan simulasi menggunakan perangkat komputer, dengan aplikasi untuk pengguna akhir diusulkan sebagai solusi jangka panjang.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **1. Pengolahan Citra Digital**

Pengolahan citra digital merupakan salah satu bidang ilmu komputer yang terus berkembang pesat, terutama dalam beberapa tahun terakhir. Perkembangan teknologi komputer dan perangkat keras yang semakin canggih telah membawa pengolahan citra digital ke berbagai sektor, salah satunya adalah pertanian. Di bidang pertanian, teknologi ini sangat membantu dalam memantau kesehatan tanaman dengan cara menganalisis citra yang diperoleh dari berbagai sumber, seperti kamera digital, drone, atau satelit. Citra tersebut akan diproses menggunakan berbagai algoritma untuk mendeteksi perubahan-perubahan yang mengindikasikan adanya gangguan atau penyakit pada tanaman.

Pengolahan citra digital terdiri dari beberapa tahapan penting yang saling berkesinambungan, yaitu pra-pemrosesan, segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahap pertama, yaitu pra-pemrosesan, bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra agar bisa dianalisis dengan lebih efektif. Proses ini mencakup teknik-teknik seperti peningkatan kontras untuk menonjolkan elemen penting dalam citra, pengurangan noise untuk menghilangkan gangguan, serta normalisasi warna untuk memastikan konsistensi dalam analisis. Langkah-langkah ini sangat penting karena kualitas citra yang buruk dapat memengaruhi hasil dari proses analisis selanjutnya.

Setelah tahap pra-pemrosesan, langkah berikutnya adalah segmentasi citra. Segmentasi bertujuan untuk membagi citra menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, yang memudahkan analisis. Dalam konteks deteksi penyakit tanaman, segmentasi berfungsi untuk memisahkan antara bagian tanaman yang sehat dengan yang terinfeksi. Dengan demikian, hanya bagian yang relevan yang dianalisis lebih lanjut, sehingga proses deteksi penyakit menjadi lebih efisien dan akurat.

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur, di mana citra yang sudah tersegmentasi dianalisis untuk mengekstraksi informasi penting. Fitur yang diekstraksi bisa berupa tekstur, warna, bentuk, atau pola lain yang dapat menggambarkan kondisi tanaman. Fitur-fitur inilah yang digunakan dalam proses klasifikasi untuk mengidentifikasi jenis penyakit yang ada. Pada tahap klasifikasi, citra akan dikategorikan ke dalam kelompok-kelompok tertentu, misalnya tanaman yang sehat atau tanaman yang terinfeksi penyakit tertentu. Proses klasifikasi ini dapat dilakukan dengan berbagai algoritma pembelajaran mesin atau pembelajaran mendalam, yang mampu mengidentifikasi pola atau karakteristik dari fitur yang telah diekstraksi.

Penelitian-penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Phadikar et al. (2020), menunjukkan bahwa pengolahan citra digital dapat digunakan dengan sangat efektif dalam mendeteksi bercak daun pada padi. Dalam penelitian tersebut, teknologi ini mampu mencapai tingkat akurasi lebih dari 90%, yang menunjukkan potensi besar pengolahan citra dalam mendeteksi penyakit tanaman dengan tingkat kesalahan yang rendah. Di samping itu, teknologi pengolahan citra juga memungkinkan pemantauan lahan pertanian dalam skala besar, terutama dengan menggunakan citra satelit atau drone, yang tentunya jauh lebih efisien daripada inspeksi manual yang dilakukan secara tradisional.

Kelebihan utama dari pengolahan citra digital adalah kemampuannya memberikan hasil yang lebih objektif dan konsisten. Tidak seperti pemeriksaan visual yang mengandalkan pengamatan manusia, yang rentan terhadap kelelahan atau kesalahan

pengamatan, pengolahan citra digital dapat memberikan hasil yang lebih presisi dan bebas dari faktor subjektivitas. Kemajuan dalam perangkat keras, seperti kamera dengan resolusi tinggi dan perangkat komputasi yang lebih canggih, memungkinkan analisis citra dilakukan secara real-time. Hal ini tentu saja dapat mempercepat respons terhadap masalah kesehatan tanaman, baik dalam skala kecil maupun besar.

Untuk penelitian ini, saya menggunakan teknologi pengolahan citra digital untuk mendeteksi penyakit pada tanaman padi. Data citra daun padi yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform seperti Kaggle dan Reel, yang mencakup berbagai jenis penyakit seperti hawar daun bakteri, bercak daun, dan busuk batang. Dengan menerapkan tahapan-tahapan pengolahan citra, seperti pra-pemrosesan, segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi, diharapkan sistem yang dikembangkan dapat mengidentifikasi penyakit tanaman dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini tentunya dapat membantu para petani untuk meningkatkan hasil pertanian mereka dan meminimalisir penggunaan pestisida yang berlebihan, yang tentunya lebih ramah lingkungan.

## **2. Extreme Gradient Boosting**

XGBoost atau Extreme Gradient Boosting adalah salah satu algoritma yang sangat populer dalam dunia pembelajaran mesin, khususnya dalam masalah klasifikasi dan regresi. Algoritma ini merupakan pengembangan dari Gradient Boosting Decision Trees (GBDT) dan dirancang untuk menyempurnakan model prediksi secara bertahap. XGBoost dikenal karena kemampuannya untuk menangani data yang besar dan kompleks dengan sangat efisien, sekaligus mengurangi risiko overfitting, yang sering kali menjadi masalah dalam banyak model pembelajaran mesin.

Pada dasarnya, XGBoost bekerja dengan cara membangun model prediksi yang terdiri dari serangkaian decision trees. Setiap pohon keputusan yang baru dibangun bertujuan untuk memperbaiki kesalahan yang dibuat oleh pohon keputusan sebelumnya. Proses ini dilakukan secara iteratif, hingga terbentuk model akhir yang mampu memberikan prediksi yang sangat akurat. Salah satu fitur unggulan dari XGBoost adalah kemampuannya untuk mengurangi overfitting, yaitu dengan menggunakan teknik regularisasi L1 (Lasso) dan L2 (Ridge). Regularisasi ini sangat berguna untuk mengurangi kompleksitas model, sehingga model dapat bekerja dengan lebih baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dalam konteks aplikasi pertanian, khususnya untuk mendeteksi penyakit tanaman, XGBoost dapat digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi dari citra daun tanaman. Sebagai contoh, dalam penelitian yang dilakukan oleh Tang et al. (2020), XGBoost diterapkan pada citra daun padi untuk menganalisis jenis penyakit yang menyerang tanaman. Dengan mengolah fitur-fitur seperti warna, tekstur, dan bentuk daun, model XGBoost dapat mengidentifikasi penyakit dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi.

Keunggulan XGBoost juga terletak pada kemampuannya dalam mengatasi data tidak seimbang, yang sering kali menjadi tantangan dalam pengolahan data penyakit tanaman. Dalam banyak kasus, jumlah data untuk penyakit tertentu jauh lebih sedikit dibandingkan dengan penyakit lainnya. XGBoost dapat menangani ketidakseimbangan ini dengan sangat baik, sehingga dapat menghasilkan model yang lebih stabil dan akurat.

Dalam penelitian ini, XGBoost digunakan untuk menganalisis citra daun padi setelah tahap ekstraksi fitur. Dengan menggunakan teknik ini, saya berharap dapat mengidentifikasi berbagai jenis penyakit yang menyerang tanaman padi, seperti hawar daun bakteri atau bercak daun yang disebabkan oleh jamur atau virus. Penggunaan

XGBoost diharapkan mampu memberikan akurasi yang tinggi serta waktu komputasi yang efisien, yang penting untuk implementasi dalam dunia nyata, terutama dalam aplikasi yang membutuhkan kecepatan dan akurasi.

### **3. Vision Transformer**

Vision Transformer (ViT) adalah model pembelajaran mendalam yang pertama kali diperkenalkan pada tahun 2020. Berbeda dengan Convolutional Neural Networks (CNN) yang lebih tradisional, ViT menggunakan arsitektur transformer yang sebelumnya banyak digunakan dalam pengolahan bahasa alami. ViT memecah citra menjadi beberapa patch kecil dan memproses patch-patch ini secara bersamaan, memberikan setiap patch perhatian yang berbeda berdasarkan relevansi informasi yang dibawanya. Mekanisme ini dikenal dengan sebutan self-attention, yang memungkinkan model untuk menangkap hubungan antar bagian citra secara global, bukan hanya lokal seperti yang dilakukan oleh CNN.

Keunggulan utama ViT adalah kemampuannya dalam menangani citra dengan resolusi tinggi dan pola-pola yang lebih kompleks. Dalam konteks pertanian, khususnya untuk deteksi penyakit tanaman, ViT sangat berguna karena dapat menangkap informasi yang lebih halus dan lebih kaya, yang sulit diidentifikasi dengan model CNN tradisional. ViT juga lebih fleksibel dalam menangani berbagai variasi visual, seperti perubahan warna dan tekstur pada daun tanaman yang terinfeksi.

Dalam penelitian ini, saya menggunakan ViT untuk mengekstraksi fitur dari citra daun padi yang kemudian digunakan pada tahap klasifikasi menggunakan XGBoost. Fitur-fitur yang dihasilkan oleh ViT memberikan representasi citra yang lebih mendalam, sehingga meningkatkan akurasi dalam klasifikasi penyakit tanaman. Dengan menggunakan ViT, saya berharap dapat mengidentifikasi pola-pola kompleks yang tidak dapat ditangkap dengan baik oleh model konvolusional tradisional.

## **BAB III**

### **METODOLOGI**

#### **1. Pengumpulan Data**

Dalam penelitian ini, data yang digunakan terdiri dari citra daun padi yang mencakup berbagai jenis penyakit, seperti hawar daun bakteri, bercak daun, dan busuk batang. Data citra daun padi ini diperoleh dari dua sumber utama, yaitu platform Kaggle dan Reel, yang menyediakan dataset yang komprehensif dan beragam untuk mendukung penelitian dalam mendeteksi penyakit tanaman menggunakan teknologi pengolahan citra dan pembelajaran mesin.

Proses pengumpulan data dimulai dengan pencarian dan pemilihan dataset yang relevan, dengan tujuan untuk memperoleh citra daun padi yang memiliki variasi kondisi kesehatan yang cukup, mulai dari daun yang sehat hingga daun yang terinfeksi penyakit. Dataset yang diunduh dari kedua platform ini mencakup citra dalam format JPEG dan PNG, yang diambil dengan resolusi yang cukup tinggi untuk memberikan informasi yang jelas dan akurat tentang kondisi daun padi yang terinfeksi. Setiap gambar dalam dataset mewakili kondisi yang berbeda dari daun padi yang ditangkap dengan kamera konvensional, drone, atau perangkat lain yang relevan dalam pengumpulan data citra.

Selanjutnya, citra-citra yang diambil ini diorganisasi berdasarkan kategori penyakit yang terdeteksi, sehingga memudahkan proses analisis lebih lanjut. Kategori penyakit yang ada dalam dataset ini mencakup beberapa jenis penyakit umum pada tanaman padi, seperti hawar daun bakteri, bercak daun, dan busuk batang, yang masing-masing menunjukkan gejala yang berbeda pada daun padi. Organisasi citra berdasarkan kategori ini penting untuk memfasilitasi pemisahan data pelatihan dan data uji pada tahap selanjutnya.

Selain pengorganisasian data, proses penting lain yang dilakukan adalah anotasi citra. Anotasi citra adalah langkah di mana area yang menunjukkan tanda-tanda penyakit pada daun padi diberi label secara manual. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa model pembelajaran mesin yang akan dilatih dapat mengetahui dengan tepat bagian mana dari citra yang terinfeksi dan mana yang sehat. Penandaan ini dilakukan dengan hati-hati oleh tim ahli pertanian atau melalui verifikasi dengan sumber-sumber literatur terpercaya yang dapat mengidentifikasi tanda-tanda penyakit tanaman. Anotasi ini sangat penting, karena akan digunakan untuk mengukur akurasi model dalam mengidentifikasi area yang terinfeksi.

Dataset ini kemudian dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan dan data uji. Data pelatihan digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola-pola yang terdapat dalam citra daun padi, sementara data uji digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proses pembagian data ini dilakukan dengan proporsi yang wajar, yaitu sekitar 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data uji, untuk memastikan model mendapatkan cukup data untuk belajar dan menguji akurasi secara objektif.

Di samping itu, penting untuk memastikan bahwa dataset yang digunakan memiliki kualitas yang baik dan representatif dari kondisi lapangan yang nyata. Oleh karena itu, gambar-gambar dalam dataset yang mengandung noise berlebihan, ketidakseimbangan pencahayaan, atau masalah kualitas gambar lainnya, akan dibersihkan atau disaring agar tidak mengganggu hasil akhir dari model yang akan dibangun. Dalam hal ini, dataset yang diambil sudah melalui tahapan pre-processing untuk memastikan



kualitas citra yang optimal untuk analisis lebih lanjut.

Proses pengumpulan data ini sangat krusial karena kualitas data yang digunakan akan mempengaruhi kualitas model yang dikembangkan. Oleh karena itu, perhatian yang serius diberikan pada pemilihan dataset yang tepat, pengorganisasian data yang sistematis, serta kualitas dan akurasi anotasi yang dilakukan.

## **2. Praprosesing Data**

Setelah tahap pengumpulan data citra, langkah selanjutnya yang sangat penting dalam pengolahan citra adalah tahap pra-pemrosesan. Tujuan utama dari pra-pemrosesan adalah untuk meningkatkan kualitas citra yang diperoleh sehingga menjadi lebih jelas dan siap untuk dianalisis lebih lanjut. Proses ini penting karena citra yang diperoleh dari lapangan atau sumber lainnya sering kali terpengaruh oleh berbagai faktor eksternal seperti pencahayaan, kualitas kamera, atau bahkan gangguan dari lingkungan sekitar. Dengan melakukan pra-pemrosesan yang tepat, kita dapat memaksimalkan informasi yang ada dalam citra dan mengurangi potensi gangguan yang dapat memengaruhi akurasi hasil analisis. Langkah-langkah yang dilakukan dalam pra-pemrosesan citra ini adalah sebagai berikut:

### **1. Peningkatan Kontras**

Peningkatan kontras adalah teknik yang digunakan untuk memperjelas perbedaan antara bagian citra yang sehat dan yang terinfeksi, sehingga lebih mudah bagi model untuk membedakan keduanya. Dalam citra daun padi, misalnya, daun yang sehat biasanya memiliki warna hijau yang dominan, sementara area yang terinfeksi akan menunjukkan perubahan warna yang lebih gelap atau lebih terang. Oleh karena itu, untuk memperjelas perbedaan ini, kita memodifikasi histogram citra dengan tujuan memperbaiki distribusi intensitas warna. Salah satu metode yang digunakan adalah Histogram Equalization, di mana distribusi piksel pada citra diubah agar mencakup seluruh rentang intensitas secara lebih merata. Teknik ini membuat bagian yang terinfeksi atau berubah warna menjadi lebih kontras, membantu meningkatkan visibilitas dari perubahan yang menunjukkan adanya penyakit pada tanaman.

Selain histogram equalization, teknik Adaptive Histogram Equalization (AHE) atau Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) juga sering digunakan dalam citra medis atau pertanian, karena metode ini lebih efektif dalam meningkatkan kontras tanpa menyebabkan distorsi pada citra yang memiliki variasi lokal yang signifikan. Dalam konteks deteksi penyakit tanaman, peningkatan kontras ini sangat membantu untuk menonjolkan gejala penyakit seperti bercak daun, jamur, atau infeksi lainnya.

### **2. Pengurangan Noise**

Citra yang diambil dari lapangan atau menggunakan kamera konvensional sering kali mengandung noise, yang berupa gangguan-gangguan kecil pada citra, seperti bintik-bintik atau bayangan yang tidak diinginkan. Noise ini dapat berasal dari berbagai faktor, seperti kualitas rendah dari sensor kamera, perbedaan pencahayaan, atau kondisi lingkungan yang tidak stabil. Kehadiran noise ini dapat menurunkan akurasi hasil analisis citra dan mengganggu proses ekstraksi fitur.

Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan pengurangan noise

menggunakan filter digital. Salah satu metode yang sering digunakan adalah Filter Gaussian, yang bekerja dengan cara mengaburkan citra berdasarkan distribusi normal dari piksel-piksel sekitar. Filter ini efektif untuk mengurangi noise yang bersifat acak, sekaligus mempertahankan detail citra yang penting, seperti batas daun dan tekstur yang relevan untuk analisis penyakit. Selain itu, Filter Median juga digunakan untuk menghilangkan noise impulsif, yang biasanya berupa titik-titik terang atau gelap yang tersebar pada citra.

Penggunaan filter ini juga mempengaruhi keputusan yang diambil oleh algoritma klasifikasi. Tanpa proses pengurangan noise yang tepat, model pembelajaran mesin mungkin kesulitan dalam mengenali fitur yang relevan dari citra daun, seperti warna atau tekstur yang menunjukkan adanya penyakit.

### 3. Normalisasi Warna

Faktor lain yang dapat mempengaruhi kualitas citra adalah variasi pencahayaan yang terjadi saat citra diambil. Dalam konteks penelitian ini, citra daun padi dapat diambil dalam kondisi pencahayaan yang tidak konsisten, yang dapat menyebabkan perbedaan warna antar gambar, bahkan jika citra tersebut diambil dari objek yang sama. Hal ini dapat menyebabkan distorsi dalam analisis citra, terutama saat melakukan ekstraksi fitur warna atau klasifikasi.

Untuk mengatasi perbedaan pencahayaan ini, dilakukan normalisasi warna pada citra. Normalisasi warna bertujuan untuk mengurangi perbedaan yang disebabkan oleh kondisi pencahayaan yang tidak seragam. Salah satu teknik yang umum digunakan adalah konversi citra ke ruang warna tertentu, seperti CIE Lab atau HSV, yang lebih robust terhadap perubahan pencahayaan dibandingkan dengan ruang warna RGB. Dalam ruang warna ini, komponen luminance (kecerahan) dapat dipisahkan dari komponen krominance (warna), memungkinkan analisis yang lebih stabil pada fitur warna meskipun ada perbedaan pencahayaan.

Normalisasi warna tidak hanya memastikan bahwa citra yang dianalisis lebih konsisten, tetapi juga memungkinkan model klasifikasi untuk lebih fokus pada informasi relevan, seperti perubahan warna pada daun yang menunjukkan gejala penyakit, tanpa terpengaruh oleh fluktuasi pencahayaan.

### 4. Resizing Citra

Langkah berikutnya dalam pra-pemrosesan adalah resizing citra, di mana citra yang memiliki ukuran yang bervariasi disesuaikan ke ukuran standar yang dibutuhkan oleh model pembelajaran mesin. Tujuan dari resizing adalah untuk memastikan bahwa semua citra memiliki dimensi yang konsisten, yang sangat penting untuk proses pelatihan model. Sebagian besar algoritma pembelajaran mesin memerlukan input dengan ukuran citra yang seragam untuk memprosesnya dengan efisien.

Dalam konteks penelitian ini, citra daun padi yang diperoleh dari dataset memiliki dimensi yang berbeda-beda. Oleh karena itu, citra tersebut diubah ukurannya menggunakan metode bilinear interpolation atau nearest-neighbor interpolation untuk menjaga kualitas citra sebanyak mungkin saat mengubah ukuran. Selain itu, aspek rasio citra juga dipertahankan agar citra tidak

terdistorsi, karena distorsi dapat mengurangi akurasi analisis dan ekstraksi fitur. Proses ini menghasilkan citra yang siap untuk digunakan sebagai input dalam tahap ekstraksi fitur atau klasifikasi dengan model seperti XGBoost atau Vision Transformer.

### **3. Segmentasi Data**

Segmentasi citra adalah proses penting dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk memisahkan objek atau area yang relevan dalam citra dari bagian yang tidak relevan. Dalam konteks penelitian ini, segmentasi citra digunakan untuk memisahkan bagian daun padi yang terinfeksi dari bagian lainnya, seperti latar belakang atau area daun yang sehat. Dengan melakukan segmentasi, citra yang digunakan dalam proses selanjutnya dapat lebih fokus pada objek yang ingin dianalisis, yaitu daun padi yang mengalami gejala penyakit. Proses ini sangat penting untuk memastikan bahwa analisis lebih lanjut, seperti ekstraksi fitur dan klasifikasi, dapat dilakukan dengan lebih akurat.

Pada tahap segmentasi, tujuan utama adalah mengidentifikasi dan memisahkan area daun padi yang terinfeksi oleh penyakit dari latar belakang citra yang mungkin mengandung objek lain yang tidak relevan. Hal ini akan meningkatkan kualitas deteksi dan klasifikasi penyakit tanaman. Untuk mencapai tujuan ini, beberapa metode segmentasi yang dapat diterapkan dalam penelitian ini antara lain thresholding, watershed, dan region growing.

#### **1. Thresholding**

Thresholding adalah salah satu metode segmentasi yang paling sederhana namun efektif dalam banyak kasus. Pada teknik ini, citra dibagi menjadi dua bagian: objek yang lebih terang atau gelap (daun yang terinfeksi) dan latar belakangnya (daun yang sehat atau area lain). Dalam penelitian ini, thresholding digunakan untuk memisahkan bagian citra berdasarkan intensitas warna atau tingkat kecerahan piksel, yang sangat berguna dalam mendeteksi bercak-bercak daun atau perubahan warna yang terjadi akibat penyakit. Proses thresholding ini dilakukan dengan memilih nilai ambang batas tertentu (threshold value) yang memisahkan area yang relevan (misalnya, area bercak daun) dari bagian citra yang lainnya. Nilai ambang batas ini bisa ditentukan secara manual atau menggunakan metode otomatis seperti Otsu's method, yang dapat menentukan nilai ambang batas yang optimal berdasarkan histogram citra.

#### **2. Watershed**

Metode watershed adalah teknik segmentasi yang digunakan untuk memisahkan area yang tumpang tindih atau memiliki perbedaan intensitas yang halus. Teknik ini sangat berguna ketika citra memiliki batas-batas yang tidak jelas antara objek, seperti antara bagian daun yang sehat dengan yang terinfeksi. Konsep utama dari watershed adalah memodelkan citra sebagai sebuah topografi, di mana setiap piksel memiliki ketinggian tertentu berdasarkan intensitas warnanya. Dengan demikian, proses segmentasi ini menyerupai cara air mengalir melalui lembah, memisahkan area yang berbeda berdasarkan kemiringan topografi. Dalam penelitian ini, metode watershed dapat digunakan untuk mengidentifikasi batas-batas yang lebih akurat antara daun yang terinfeksi

penyakit dan bagian daun yang sehat.

### 3. Region Growing

Teknik region growing adalah metode segmentasi berbasis area, di mana proses segmentasi dimulai dari titik-titik awal (seeding points) yang dipilih, dan secara bertahap memperluas wilayah segmentasi berdasarkan kesamaan karakteristik piksel, seperti warna atau tekstur. Dalam penelitian ini, region growing digunakan untuk mendeteksi area-area yang memiliki kesamaan intensitas warna atau pola tekstur, yang dapat menunjukkan adanya infeksi pada daun padi. Misalnya, area bercak daun yang terinfeksi cenderung memiliki tekstur atau warna yang berbeda dari bagian daun yang sehat. Dengan menggunakan region growing, proses segmentasi dapat lebih fleksibel dan mampu mengatasi variasi warna atau bentuk yang ada dalam citra daun padi.

## 4. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan langkah penting dalam proses pengolahan citra, yang bertujuan untuk mengidentifikasi ciri-ciri atau karakteristik yang relevan dari citra yang telah tersegmentasi. Fitur-fitur yang diekstraksi akan digunakan dalam tahap klasifikasi untuk menentukan jenis penyakit yang menyerang tanaman padi. Proses ekstraksi fitur ini melibatkan beberapa jenis fitur yang dapat memberikan gambaran lebih jelas mengenai kondisi tanaman dan keberadaan penyakit. Fitur yang diekstraksi meliputi fitur tekstur, fitur warna, fitur bentuk, dan fitur frekuensi. Berikut penjelasan lebih rinci mengenai masing-masing fitur:

### 1. Fitur Tekstur

Fitur tekstur adalah salah satu ciri khas penting dalam analisis citra tanaman, karena tekstur pada daun padi dapat memberikan informasi yang sangat berharga mengenai kondisi kesehatan tanaman. Dalam ekstraksi fitur tekstur, digunakan beberapa statistik tekstur yang umum digunakan, yaitu:

- **Contrast:** Mengukur perbedaan intensitas antara piksel yang berdekatan dalam citra. Daun yang terinfeksi penyakit sering menunjukkan kontras yang lebih tinggi antara bagian yang sehat dan yang terinfeksi, karena perubahan warna atau tekstur yang terjadi akibat penyakit.
- **Correlation:** Mengukur sejauh mana hubungan antara dua piksel yang berdekatan dalam citra. Pada daun yang terinfeksi, perubahan pola atau tekstur seringkali menyebabkan penurunan atau perubahan hubungan antara piksel-piksel tersebut.
- **Energy:** Mengukur uniformitas tekstur dalam citra. Daun yang sehat biasanya memiliki tekstur yang lebih homogen atau seragam, sementara daun yang terinfeksi penyakit bisa menunjukkan tekstur yang lebih bervariasi atau tidak teratur.
- **Homogeneity:** Mengukur sejauh mana nilai intensitas piksel dalam citra seragam atau homogen. Daun yang terinfeksi penyakit biasanya menunjukkan pola tekstur yang tidak seragam karena adanya perubahan morfologi yang disebabkan oleh infeksi.

Statistik tekstur ini diukur menggunakan Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) yang dapat menangkap informasi spasial dari citra untuk menggambarkan bagaimana pola tekstur berulang pada area tertentu di dalam citra daun.

## 2. Fitur Warna

Warna adalah indikator visual yang sangat penting dalam mengidentifikasi infeksi pada tanaman. Penyakit pada tanaman padi sering kali mengubah warna daun, baik itu menjadi lebih kuning, coklat, atau bahkan munculnya bercak-bercak yang tidak normal. Oleh karena itu, analisis warna dapat memberikan informasi yang berguna untuk klasifikasi penyakit. Fitur warna diekstraksi dengan teknik berikut:

- **Histogram Warna:** Histogram menggambarkan distribusi intensitas warna dalam citra pada tiga saluran warna utama, yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B), atau dalam ruang warna lainnya seperti HSV (Hue, Saturation, Value) atau Lab. Perubahan pada distribusi warna pada saluran-saluran ini dapat memberikan petunjuk mengenai kondisi kesehatan tanaman.
- **Rasio Warna:** Rasio antara nilai intensitas warna yang berbeda juga digunakan untuk mendeteksi adanya penyakit. Sebagai contoh, tanaman yang sehat biasanya memiliki keseimbangan yang jelas antara saluran warna merah, hijau, dan biru, sedangkan tanaman yang terinfeksi penyakit dapat menunjukkan perubahan dominasi warna tertentu.
- **Pola Warna Lokal:** Selain histogram, analisis pola warna lokal juga dapat dilakukan untuk mendeteksi adanya bercak atau perubahan warna yang menunjukkan gejala penyakit. Daun yang terinfeksi sering menunjukkan pola warna yang tidak teratur, yang berbeda dengan pola warna daun yang sehat.

## 3. Fitur Bentuk

Fitur bentuk mengacu pada analisis bentuk fisik dari area yang terinfeksi pada daun padi. Penyakit sering kali menyebabkan perubahan bentuk atau struktur pada daun yang dapat dikenali. Ekstraksi fitur bentuk dilakukan dengan menggunakan beberapa teknik analisis geometri yang meliputi:

- **Perimeter:** Mengukur panjang keliling dari area yang terinfeksi pada citra. Area yang terinfeksi penyakit sering kali memiliki perimeter yang lebih tidak teratur dan lebih kompleks dibandingkan dengan daun yang sehat.
- **Area:** Mengukur ukuran total dari area yang terinfeksi. Penyakit seperti bercak daun atau busuk batang dapat menyebabkan area infeksi yang lebih besar pada

daun padi.

- Rasio Aspek: Rasio antara panjang dan lebar dari area yang terinfeksi. Rasio ini dapat digunakan untuk mengenali bentuk geometri dari area infeksi, seperti bercak atau perubahan bentuk daun yang terjadi akibat penyakit.
- Circularity: Mengukur sejauh mana bentuk dari area yang terinfeksi mendekati bentuk lingkaran sempurna. Area yang terinfeksi oleh penyakit mungkin memiliki bentuk yang tidak teratur, sehingga circularity dapat membantu membedakan infeksi dari area yang sehat.

Fitur bentuk ini memberikan informasi penting tentang morfologi daun yang terinfeksi penyakit, dan sering digunakan dalam sistem klasifikasi untuk membedakan jenis penyakit yang berbeda.

## 5. Pemilihan Model

Penelitian ini menggunakan dua pendekatan utama dalam klasifikasi, yaitu Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dan Vision Transformer (ViT). Kedua metode ini dipilih karena keunggulannya dalam menangani data citra yang besar dan kompleks.

XGBoost digunakan untuk klasifikasi berdasarkan fitur yang telah diekstraksi. Model XGBoost dibangun dengan menggunakan teknik Gradient Boosting Decision Trees (GBDT), di mana setiap pohon keputusan dibuat untuk mengoreksi kesalahan dari pohon sebelumnya. Penggunaan XGBoost sangat berguna dalam kasus dataset yang besar dan mengandung banyak kelas penyakit yang berbeda. Teknik regularisasi L1 dan L2 juga digunakan untuk mengurangi risiko overfitting.

ViT digunakan untuk ekstraksi fitur citra secara langsung, tanpa memerlukan fitur manual seperti pada XGBoost. ViT membagi citra menjadi patch-patch kecil dan memprosesnya dengan arsitektur transformer, yang memungkinkan model untuk menangkap hubungan global antar bagian citra. Setelah fitur-fitur diekstraksi menggunakan ViT, hasilnya dapat digunakan sebagai input untuk algoritma klasifikasi seperti XGBoost. Kedua metode ini akan dibandingkan untuk mengetahui mana yang memberikan hasil terbaik dalam hal akurasi, presisi, dan waktu komputasi.

## 6. Evaluasi Model

Setelah proses pelatihan model menggunakan data latih selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap model yang telah dibangun. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan penyakit pada daun padi dengan benar dan akurat. Proses evaluasi akan dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik yang penting, yaitu Akurasi, Precision, Recall, F1-Score, Confusion Matrix, dan Time Efficiency. Masing-masing metrik ini memiliki peran yang penting dalam menilai kinerja model.

### 1. Akurasi

Akurasi adalah metrik yang paling sering digunakan dalam klasifikasi untuk mengukur seberapa banyak prediksi yang benar yang dihasilkan oleh model dibandingkan dengan total prediksi yang dilakukan. Akurasi dihitung dengan rumus berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang Benar}}{\text{Total Prediksi}}$$

Namun, akurasi saja tidak cukup untuk menilai kinerja model secara menyeluruh, terutama jika dataset yang digunakan memiliki ketidakseimbangan kelas (misalnya, jumlah data penyakit A jauh lebih banyak daripada penyakit B). Oleh karena itu, akurasi perlu dikombinasikan dengan metrik lain, seperti precision dan recall, untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif.

## 2. Precision dan Recall

Precision mengukur seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan kelas positif. Dalam konteks penelitian ini, precision akan mengukur seberapa banyak citra yang diprediksi terinfeksi penyakit oleh model memang benar-benar terinfeksi. Precision dihitung dengan rumus:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}}$$

Recall mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi semua data yang seharusnya diklasifikasikan sebagai positif (yaitu, citra daun padi yang terinfeksi penyakit). Recall dihitung dengan rumus:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}}$$

- True Positive (TP) adalah jumlah citra yang benar-benar terinfeksi dan diklasifikasikan sebagai terinfeksi.
- False Positive (FP) adalah jumlah citra yang sehat namun diklasifikasikan sebagai terinfeksi.
- False Negative (FN) adalah jumlah citra yang terinfeksi namun diklasifikasikan sebagai sehat.

## 3. F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall, yang memberikan gambaran kinerja model secara keseluruhan, terutama dalam situasi di mana terdapat ketidakseimbangan antara precision dan recall. F1-Score dihitung dengan rumus:

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

F1-Score sangat berguna untuk menilai kinerja model ketika terdapat distribusi kelas yang tidak seimbang atau ketika satu metrik (precision atau recall) lebih penting daripada yang lainnya.

## 4. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah tabel yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk masing-masing kelas. Tabel ini memberikan gambaran yang lebih mendalam tentang bagaimana model melakukan klasifikasi dan jenis

kesalahan yang terjadi. Confusion Matrix terdiri dari empat elemen utama:

- True Positive (TP): Citra yang benar-benar terinfeksi dan diklasifikasikan sebagai terinfeksi.
- False Positive (FP): Citra yang sehat namun diklasifikasikan sebagai terinfeksi.
- True Negative (TN): Citra yang sehat dan diklasifikasikan dengan benar sebagai sehat.
- False Negative (FN): Citra yang terinfeksi namun diklasifikasikan sebagai sehat.

Dengan confusion matrix, kita dapat memperoleh metrik lain yang lebih spesifik, seperti precision, recall, dan F1-Score untuk masing-masing kelas penyakit.

## 5. Time Efficiency

Kecepatan pemrosesan model adalah metrik penting lainnya, terutama ketika model akan diterapkan dalam skala besar, seperti dalam aplikasi real-time di lapangan pertanian. Metrik ini mengukur waktu yang dibutuhkan oleh model untuk memproses citra dan memberikan prediksi. Dalam penelitian ini, time efficiency dihitung dengan mengukur waktu yang diperlukan model untuk melakukan prediksi pada setiap citra daun padi, baik untuk citra latih maupun citra uji. Dengan memperhatikan efisiensi waktu, diharapkan model dapat memberikan hasil dengan cepat dan efisien, yang sangat penting dalam aplikasi pertanian yang membutuhkan pengambilan keputusan secara real-time.

Secara keseluruhan, evaluasi model yang dilakukan dengan menggunakan metrik-metrik ini akan memberikan gambaran menyeluruh tentang seberapa baik model dapat mengenali penyakit pada daun padi dan seberapa efektif model dalam membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit secara akurat dan efisien.



## Daftar Referensi

1. Rozi, R. (2023). "Detection of Melanoma Skin Cancer Using MobileNetV2-based Android Application." *Journal of Mobile Computing*, 10(4), 123-135.
2. Mita, R., et al. (2024). "Comparison of Machine Learning and Time Series Models for Rice Production Prediction in Central Java." *Agricultural Data Science Journal*, 15(2), 98-112.
3. Tan, C., et al. (2022). "Vision Transformers in Agriculture: A Comprehensive Review." *Computer Vision in Agriculture*, 7(3), 89-101.