

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sektor pertanian memiliki peran krusial bagi perekonomian Indonesia, tidak hanya sebagai penyokong ketahanan pangan tetapi juga penggerak kesejahteraan masyarakat. Sebagai salah satu komoditas palawija paling strategis, jagung (*Zea mays* L.) menempati posisi kedua setelah padi sebagai sumber karbohidrat utama, sekaligus menjadi bahan baku esensial bagi industri pakan ternak dan olahan pangan. Tingginya permintaan domestik menuntut stabilitas dan peningkatan produksi jagung secara konsisten. Sayangnya, upaya pencapaian target produksi sering kali terhambat oleh masalah (*problem*) serius berupa serangan patogen pengganggu tanaman. Jika tidak dikendalikan, infeksi penyakit ini secara langsung mengakibatkan penurunan hasil panen, penyusutan kualitas biji, hingga risiko terburuk berupa gagal panen total yang memicu kerugian ekonomi masif bagi para petani [1].

Akar dari permasalahan tersebut umumnya bersumber dari berbagai penyakit infeksius. Selain penyakit bulai (*Downy Mildew*) dan virus mosaik kerdil (*Maize Dwarf Mosaic Virus*) yang kerap menghambat pertumbuhan pada fase vegetatif awal, infeksi patogen yang secara spesifik menyerang bagian daun menjadi penyumbang terbesar kerugian panen. Penyakit daun tersebut meliputi bercak daun abu-abu (*Gray Leaf Spot*), karat daun (*Common Rust*), dan hawar daun (*Blight*). Deteksi dini terhadap infeksi ini sangat vital untuk mencegah penyebaran

wabah di lahan pertanian. Selama ini, para petani umumnya masih mengandalkan observasi visual secara manual untuk mengidentifikasi penyakit. Pendekatan konvensional ini memiliki kelemahan signifikan karena sangat subjektif, rentan terhadap kesalahan (*human error*), serta sangat bergantung pada tingkat pengalaman petani, sehingga penanganan sering kali terlambat dilakukan dan patogen telanjur menyebar luas [2].

Urgensi dan rumitnya pendeteksian manual ini tergambar sangat nyata berdasarkan hasil observasi dan wawancara langsung yang telah peneliti lakukan dengan kelompok tani di Desa Kepenuhan Hilir. Dalam wawancara tersebut, para petani mengeluhkan kebingungan yang sering mereka alami saat melihat bercak-bercak aneh pada daun jagung. Keterbatasan pengetahuan teknis patologi membuat mereka kesulitan membedakan apakah bercak tersebut adalah tanda awal penyakit karat daun, infeksi hawar, atau sekadar daun yang mengering akibat cuaca panas. Akibat kemiripan visual gejala tersebut, petani sering kali menebak-nebak dalam memberikan penanganan. Hal ini berujung pada penyemprotan pestisida yang tidak tepat sasaran, yang tidak hanya menyebabkan pemborosan biaya pembelian bahan kimia, tetapi juga membuat penyakit tetap menyebar luas hingga merusak perladangan jagung di desa tersebut.

Menghadapi rumitnya masalah deteksi manual tersebut, inovasi di bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan pengolahan citra digital (*digital image processing*) hadir menawarkan solusi pendeteksian yang lebih objektif dan presisi. Teknologi ini memungkinkan identifikasi penyakit secara otomatis dengan mengekstraksi dan menganalisis pola visual dari citra daun jagung yang terinfeksi.

Kehadiran sistem cerdas ini bertindak layaknya asisten pakar yang dapat diakses secara praktis, sehingga mempermudah petani dalam mengambil keputusan pengendalian penyakit secara cepat tanpa harus menunggu kehadiran ahli agronomi di lapangan [3].

Dalam implementasi pengenalan pola citra cerdas, *Convolutional Neural Network (CNN)* kerap dijadikan standar utama berkat tingkat akurasi yang superior. Kendati demikian, arsitektur deep learning ini menuntut spesifikasi komputasi yang tinggi dan ketersediaan perangkat keras khusus (seperti GPU) baik pada fase pelatihan maupun penerapannya. Tingginya beban komputasi dan besarnya ukuran model menjadi kendala utama dalam mengintegrasikan teknologi ini ke dalam perangkat keras berspesifikasi rendah, seperti telepon pintar, yang lazim digunakan oleh kelompok tani di pedesaan [4].

Sebagai alternatif solusi yang lebih efisien dari segi komputasi namun tetap menjaga akurasi, algoritma *machine learning* berbasis pohon keputusan (*decision tree*) seperti *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* dinilai sangat menjanjikan. *XGBoost* terbukti tangguh dalam menangani tugas klasifikasi kompleks dengan kecepatan pemrosesan yang optimal. Berbeda dengan *deep learning* yang mengekstraksi citra mentah secara langsung, *XGBoost* bekerja sangat baik menggunakan data tabular yang diperoleh dari tahapan ekstraksi fitur citra, seperti nilai warna, bentuk, dan tekstur daun [5].

Keandalan algoritma *XGBoost* ini telah dibuktikan oleh sejumlah penelitian terdahulu dalam ranah klasifikasi penyakit tanaman. Sejumlah penelitian mutakhir mengonfirmasi bahwa penggabungan teknik ekstraksi fitur seperti *Gray-Level Co-*

occurrence Matrix (GLCM) untuk analisis tekstur daun dengan algoritma klasifikasi *XGBoost* mampu memberikan performa deteksi yang sangat baik dan tahan terhadap overfitting. Terutama pada dataset berukuran menengah, efisiensi model ini menjadikannya sangat prospektif untuk dikembangkan sebagai sistem deteksi mobile yang ringan. Implementasi metode ini membuka jalan bagi terwujudnya teknologi smart farming yang tidak hanya akurat, tetapi juga inklusif dan aplikatif bagi berbagai kalangan petani [6].

Merujuk pada urgensi permasalahan dari studi lapangan di desa dan potensi pemanfaatan teknologi algoritma ringan tersebut, penelitian ini difokuskan pada perancangan sebuah sistem klasifikasi sebagai solusi untuk mengenali jenis penyakit pada tanaman jagung secara otomatis. Sistem ini dibangun dengan menganalisis ekstraksi fitur citra daun menggunakan algoritma *XGBoost*, dengan harapan mampu menjadi alat bantu deteksi dini yang praktis guna meminimalisasi risiko penurunan hasil panen hingga gagal panen di masa mendatang [7].

Oleh karena itu, penelitian ini diangkat dengan judul **“Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Citra Daun Menggunakan Algoritma *XGBoost*”**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* berdasarkan ekstraksi fitur citra daun untuk mendeteksi jenis penyakit pada tanaman jagung secara otomatis?

2. Bagaimana tingkat akurasi dan performa model klasifikasi *XGBoost* yang dihasilkan dalam mengidentifikasi penyakit tersebut?

1.3 Tujuan Penelitian

Sejalan dengan rumusan masalah di atas, tujuan dilakukannya penelitian ini adalah:

1. *Mengimplementasikan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* menggunakan metode ekstraksi fitur citra daun untuk membangun sistem deteksi penyakit tanaman jagung secara otomatis.
2. Mengetahui dan mengevaluasi tingkat akurasi serta performa dari model klasifikasi *XGBoost* yang telah dibangun.

1.4 Batasan Penelitian

Dalam penelitian ini, peneliti memberikan beberapa batasan penelitian yaitu:

1. Pembangunan model sistem deteksi penyakit tanaman jagung secara spesifik menggunakan algoritma *XGBoost*.
2. Penelitian ini sepenuhnya memanfaatkan dataset publik citra daun jagung yang diunduh dari platform *Kaggle*.
3. Kelas penyakit yang dideteksi oleh sistem terbatas pada tiga jenis penyakit jagung adalah bercak daun abu-abu (*Gray Leaf Spot*), karat daun (*Common Rust*), dan hawar daun (*Blight*) berjumlah totalnya adalah 3.019.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Memberikan kontribusi keilmuan dalam pemanfaatan teknologi *Machine Learning*, khususnya pengolahan citra daun, untuk mendeteksi penyakit tanaman jagung.
2. Mengaplikasikan dan menguji performa algoritma *XGBoost* dalam melakukan klasifikasi jenis penyakit tanaman berdasarkan ekstraksi fitur citra.
3. Menghasilkan model deteksi penyakit tanaman jagung yang efisien, yang dapat dijadikan landasan bagi pengembangan teknologi smart farming untuk meningkatkan produktivitas pertanian.

1.6 Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini berisi teori – teori yang digunakan pada penelitian ini. Teori – teori yang berhubungan dengan Perancangan Aplikasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Citra Daun Menggunakan Algoritma *Xgboost*.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi tahapan-tahapan penelitian, mulai dari identifikasi masalah, pengumpulan data, analisa model, perancangan sistem, implementasi sistem, dan pengujian sistem.

BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini berisi Analisa dan Perancangan Aplikasi Deteksi Penyakit

Tanaman Jagung Berbasis Citra Daun Menggunakan Algoritma *Xgboost*.

BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini berisi implementasi dan pengujian pada aplikasi yang akan dibangun.

BAB VI PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk penelitian atau pengembangan sistem di masa mendatang.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Penerapan Kecerdasan Buatan pada Bidang Pertanian

Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence/AI*) telah membawa transformasi fundamental dalam sektor pertanian melalui konsep pertanian presisi (*precision agriculture*). Di tengah tantangan perubahan iklim yang tidak menentu dan tingginya ancaman terhadap ketahanan pangan, AI menawarkan kemampuan analitik tingkat lanjut untuk mengolah data pertanian yang sangat kompleks. Implementasi teknologi ini memungkinkan transisi dari sistem pengelolaan lahan yang bersifat konvensional menuju sistem berbasis data (*data-driven*). Melalui otomatisasi dan pemodelan prediktif, sistem kecerdasan buatan mampu membantu petani dalam mengoptimalkan penggunaan input produksi seperti air, pupuk, dan pestisida secara akurat. Hal ini tidak hanya memangkas biaya operasional secara drastis, tetapi juga mendorong terciptanya praktik pertanian yang lebih berkelanjutan dan ramah lingkungan [8].

Salah satu kontribusi paling signifikan dari kecerdasan buatan di bidang agrikultur adalah pada sektor pemantauan kesehatan tanaman dan pengendalian hama terpadu. Secara tradisional, identifikasi jenis penyakit pada daun tanaman sangat bergantung pada pengamatan visual manual yang rentan terhadap faktor subjektivitas, kelelahan, dan minimnya ketersediaan pakar patologi di lapangan. Melalui sub-bidang AI seperti *Machine Learning* (pembelajaran mesin) dan *Computer Vision* (visi komputer), komputer dapat dilatih menggunakan ribuan

sampel citra digital untuk mengenali pola-pola kerusakan mikroskopis akibat infeksi patogen. Teknologi ini mampu mengklasifikasikan jenis penyakit dengan tingkat akurasi dan kecepatan yang jauh melampaui kemampuan observasi manusia, sehingga memungkinkan pengambilan tindakan karantina atau pengobatan sejak fase gejala awal [9].

Dalam perkembangannya, penerapan algoritma kecerdasan buatan untuk deteksi penyakit kini semakin adaptif terhadap keterbatasan infrastruktur di daerah pedesaan. Fokus penelitian saat ini banyak diarahkan pada algoritma machine learning yang tidak hanya akurat, tetapi juga hemat sumber daya komputasi (*lightweight algorithms*). Model algoritma yang efisien memungkinkan integrasi sistem cerdas langsung ke dalam perangkat portabel atau telepon pintar yang dimiliki oleh petani. Kemudahan akses ini mengubah perangkat seluler biasa menjadi alat diagnosis instan di tengah ladang. Dengan demikian, penerapan AI dalam pertanian tidak lagi eksklusif untuk laboratorium besar, melainkan menjadi inovasi inklusif yang secara langsung memberdayakan petani dalam mencegah meluasnya wabah penyakit dan menjaga stabilitas produktivitas hasil panen [10].

2.2 Tanaman Jagung

Jagung (*Zea mays* L.) merupakan komoditas palawija yang memiliki kedudukan strategis dalam struktur ketahanan pangan nasional di Indonesia. Sebagai sumber karbohidrat utama setelah padi, jagung memiliki peran ganda yakni sebagai bahan pangan pokok bagi sebagian masyarakat serta menjadi bahan baku esensial bagi industri pakan ternak dan pengolahan pangan. Signifikansi ekonomi jagung mendorong pemerintah dan para peneliti untuk terus

mengupayakan intensifikasi lahan guna mencapai kemandirian pangan. Peningkatan efisiensi produksi tidak hanya bertujuan untuk memenuhi konsumsi domestik, tetapi juga untuk menstabilkan harga komoditas di pasar nasional yang sering berfluktuasi. Oleh karena itu, pengembangan sektor budidaya jagung menjadi fokus krusial dalam pembangunan pertanian yang berkelanjutan dan inklusif [11].

Optimasi produktivitas tanaman jagung saat ini sangat dipengaruhi oleh penggunaan varietas hibrida unggul dan penerapan teknik budidaya yang presisi. Salah satu faktor determinan dalam keberhasilan panen adalah pengaturan jarak tanam dan manajemen pemupukan yang disesuaikan dengan karakteristik morfologi tanaman. Penggunaan varietas unggul yang memiliki ketahanan terhadap cekaman biotik dan abiotik terbukti mampu meningkatkan hasil gabah kering pipil secara signifikan dibandingkan dengan varietas lokal. Selain itu, integrasi pola tanam yang teratur memungkinkan tanaman mendapatkan penetrasi cahaya matahari yang optimal dan sirkulasi udara yang lebih baik di area perakaran. Pendekatan ini secara teknis mampu memperkuat daya tahan tanaman terhadap gangguan lingkungan dan memaksimalkan potensi genetik hasil panen yang diperoleh petani [12].

Meskipun potensi peningkatan hasil sangat besar, keberlangsungan produksi jagung tetap menghadapi ancaman serius dari penyebaran penyakit tanaman yang menyerang bagian vegetatif. Manajemen kesehatan tanaman yang holistik, yang menggabungkan pemilihan benih berkualitas dengan sistem monitoring dini, merupakan kunci utama untuk meminimalkan risiko kerugian ekonomi.

Penerapan strategi pengelolaan tanaman terpadu tidak hanya memberikan dampak positif terhadap aspek agronomis, tetapi juga meningkatkan taraf kesejahteraan petani melalui efektivitas penggunaan sumber daya lahan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sinergi antara pendekatan budidaya yang tepat dan pemanfaatan inovasi teknologi monitoring adalah fondasi penting dalam mewujudkan sistem agrikultur yang tangguh. Dengan demikian, penguatan kapasitas produksi jagung nasional dapat tercapai secara konsisten untuk mendukung stabilitas pangan di tingkat lokal maupun nasional [13].

2.3 Penyakit Daun Tanaman Jagung

Kegiatan pertanian merupakan upaya pemanfaatan sumber daya hayati yang esensial untuk memproduksi bahan pangan, menyediakan energi, serta mengelola keberlanjutan lingkungan hidup. Dalam siklus budidaya tanaman jagung, ancaman serangan patogen merupakan tantangan yang tidak terpisahkan dan sering kali menjadi faktor utama penghambat keberhasilan panen. Fenomena di lapangan menunjukkan bahwa banyak petani belum memiliki pemahaman teknis yang mendalam mengenai gejala spesifik dari berbagai infeksi penyakit. Keterbatasan pengetahuan ini sering menyebabkan keterlambatan dalam proses diagnosis, sehingga tindakan pengendalian menjadi tidak efektif dan mengakibatkan penurunan kualitas serta kuantitas produksi jagung secara drastis [14].

Penyakit yang menyerang jaringan daun tanaman jagung memiliki dampak signifikan karena daun merupakan organ utama tempat berlangsungnya fotosintesis. Gangguan pada area daun secara otomatis akan mengurangi pasokan nutrisi ke bagian tongkol, yang berujung pada penyusutan bobot biji. Umumnya,

ketika petani mendapati adanya anomali pada daun, mereka cenderung mengambil tindakan reaktif dengan penggunaan pestisida secara masif tanpa identifikasi yang akurat. Hal ini tidak hanya merugikan secara finansial, tetapi juga berisiko merusak ekosistem lahan. Oleh karena itu, kemampuan untuk mengenali jenis penyakit berdasarkan karakteristik visualnya menjadi syarat mutlak bagi keberhasilan pengelolaan hama dan penyakit tanaman secara terpadu [15].

Adapun gejala-gejala klinis tersebut dapat diamati secara spesifik pada bagian daun jagung. Berdasarkan jenisnya, penyakit daun jagung dikelompokkan sebagai berikut:

2.2.1 Bercak Daun Abu-Abu (*Gray Leaf Spot*)



Gambar 2.1 Bercak Daun Abu-Abu (*Gray Leaf Spot*)

Sumber *Kaggle*

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Cercospora zeae-maydis* dan merupakan salah satu penyakit paling merusak pada tanaman jagung di daerah dengan

kelembapan tinggi[15]. Karakteristik utamanya meliputi:

- a) Gejala awal muncul berupa bintik coklat kecil dengan lingkaran kuning di sekelilingnya.
- b) Lesi berkembang menjadi bentuk persegi panjang yang sejajar dengan tulang daun.
- c) Warna bercak berubah menjadi abu-abu hingga coklat muda, yang jika menyatu akan membuat daun mengering secara prematur.

2.2.2 Karat Daun (*Common Rust*)



Gambar 2.2 Karat Daun (*Common Rust*)

Sumber *Kaggle*

Karat daun dipicu oleh patogen *Puccinia sorghi* yang penyebaran sporanya sangat dipengaruhi oleh angin dan suhu udara yang sejuk [14]. Ciri-ciri spesifiknya adalah:

- a) Timbulnya pustul (bintik timbul) kecil berbentuk bulat atau oval pada kedua sisi permukaan daun.
- b) Pustul berwarna coklat kemerahan (seperti warna karat besi) yang mengandung spora jamur.
- c) Infeksi parah menyebabkan klorosis pada daun dan dapat mengganggu proses pengisian biji jagung..

2.2.3 Hawar Daun (*Blight*)



Gambar 2.3 Hawar Daun (*Blight*)

Sumber *Kaggle*

Hawar daun atau Blight disebabkan oleh infeksi jamur *Exserohilum turcicum* [2]. Penyakit ini memiliki ciri khas visual yang sangat menonjol, yaitu:

- a) Munculnya lesi berbentuk memanjang menyerupai cerutu dengan ujung yang runcing.

- b) Warna lesi biasanya abu-abu kehijauan yang kemudian berubah menjadi coklat seiring mengeringnya jaringan.
- c) Gejala biasanya mulai terlihat dari daun bagian bawah dan bergerak cepat ke arah atas tanaman jika kondisi lingkungan mendukung.

2.4 Teknologi dalam Pertanian

Perkembangan teknologi dalam sektor agrikultur telah mengalami akselerasi yang masif, terutama melalui transisi menuju sistem pertanian presisi (precision agriculture). Pendekatan inovatif ini mengintegrasikan berbagai perangkat digital canggih, seperti pemetaan spasial berbasis satelit, drone pemantau, sistem irigasi otomatis, serta sensor iklim dan kelembapan tanah ke dalam area budidaya. Tujuan utama dari digitalisasi ini adalah untuk mengoptimalkan penggunaan input produksi seperti pupuk, pestisida, dan air sehingga produktivitas hasil panen dapat dimaksimalkan sembari menekan dampak degradasi lingkungan. Meskipun model pertanian presisi terbukti mampu meningkatkan efisiensi lahan secara signifikan, adopsinya di tingkat petani lokal masih dihadapkan pada sejumlah kendala struktural. Tingginya biaya investasi awal, rendahnya tingkat literasi teknologi, serta minimnya pendampingan berkelanjutan menjadi hambatan utama yang menuntut adanya intervensi kebijakan komprehensif dari pemerintah dan sektor swasta [16].

Selain mengandalkan aspek perangkat keras, modernisasi pertanian juga sangat bergantung pada pendekatan manajerial yang sistematis, seperti implementasi Pengelolaan Tanaman Terpadu (PTT). Konsep PTT menuntut adanya sinergi harmonis antara praktik budidaya agronomis dengan strategi

Pengendalian Hama Terpadu (PHT). Berdasarkan berbagai evaluasi di lapangan, meskipun tingkat penerimaan petani terhadap sistem tanam pola baru cukup tinggi, pemahaman dan praktik nyata terkait mitigasi patogen penyakit sering kali masih berada di bawah standar. Kesenjangan ini mengindikasikan urgensi penguatan program penyuluhan berbasis teknologi. Kehadiran platform digital dan aplikasi berbasis data empiris diharapkan dapat menjembatani celah pengetahuan ini, membantu petani mengevaluasi faktor-faktor risiko penyakit, dan memberikan rekomendasi penanganan yang tepat sasaran [17].

Keberhasilan implementasi instrumen teknologi mutakhir di sektor pertanian juga tidak dapat dilepaskan dari vitalitas kelembagaan petani yang solid. Transformasi mekanis, seperti masifnya penggunaan mesin pemanen kombinasi (*combine harvester*) dan traktor pintar, secara alamiah telah merombak struktur sosial dan pola kerja komunal (padat karya) di lingkungan pedesaan. Oleh karena itu, revitalisasi fungsi kelompok tani (poktan) menjadi sangat esensial sebagai wadah untuk mengelola teknologi secara kolektif dan efisien. Kelembagaan yang kuat dan adaptif tidak hanya berfungsi untuk mempermudah akses petani terhadap skema pembiayaan dan subsidi pemerintah, tetapi juga berperan sebagai akselerator dalam proses transfer pengetahuan teknologi (*technology transfer*). Hal ini menegaskan bahwa kemajuan instrumen komputasi dan mekanisasi harus selalu berjalan beriringan dengan kesiapan infrastruktur sosial agar cita-cita modernisasi pertanian dapat terwujud secara optimal [18].

2.5 Deteksi Citra Digital pada Tanaman

Kemajuan pesat dalam teknologi visi komputer (*computer vision*) telah

membuka dimensi baru dalam deteksi penyakit tanaman palawija melalui implementasi pengolahan citra digital. Pendekatan yang paling mendominasi bidang ini dalam beberapa tahun terakhir adalah penggunaan arsitektur jaringan saraf tiruan, khususnya *Convolutional Neural Network (CNN)*. Beberapa studi terdahulu telah menguji keandalan model *pre-trained* seperti *Inception V3* dalam mengklasifikasikan pola visual dari lesi penyakit pada daun jagung. Model berbasis transfer learning ini terbukti mampu mengekstraksi fitur patologis secara otomatis seperti membedakan bercak nekrotik akibat penyakit hawar daun dengan perubahan warna alami pada daun dengan tingkat akurasi yang sangat impresif. Arsitektur mendalam ini menjadikan analisis berbasis citra sebagai standar emas (*gold standard*) baru dalam otomatisasi diagnosis penyakit di sektor pertanian presisi [19].

Meskipun model *CNN* standar menawarkan akurasi tinggi, kebutuhan akan implementasi sistem di lahan pertanian yang umumnya minim infrastruktur komputasi mendorong para peneliti untuk mengembangkan arsitektur yang lebih ringan (*lightweight*). Model komputasi efisien seperti *MobileNet* sering kali diintegrasikan ke dalam antarmuka aplikasi ponsel pintar untuk memfasilitasi proses deteksi secara *real-time* tanpa bergantung pada *peladen cloud*. Kendati arsitektur ringkas ini berhasil memangkas kebutuhan memori dan daya komputasi perangkat secara signifikan, pengujian di lapangan menunjukkan bahwa model ini rentan mengalami fluktuasi akurasi, terutama saat dihadapkan pada citra dengan kondisi pencahayaan luar ruangan yang tidak stabil. Hal ini membuktikan bahwa meskipun inovasi deteksi mobile sangat aplikatif untuk menjangkau petani,

tantangan untuk menyeimbangkan efisiensi sumber daya dengan ketepatan prediksi masih menjadi ruang perbaikan yang terbuka lebar [20].

Di sisi lain spektrum pengolahan citra, penerapan arsitektur deep learning yang sangat kompleks seperti *ResNet-101* terus dikaji untuk mengatasi masalah degradasi akurasi pada klasifikasi citra daun yang saling mirip. Penggunaan struktur residual network ini mampu mencapai tingkat presisi prediksi yang nyaris sempurna, meminimalisasi kesalahan deteksi pada berbagai tahap infeksi penyakit tanaman. Namun, keunggulan struktural dari model-model berukuran masif ini membawa konsekuensi inheren, yakni tingginya ketergantungan pada spesifikasi perangkat keras kelas atas (seperti unit pemrosesan grafis/GPU) baik pada fase pelatihan maupun inferensi. Keterbatasan implementasi praktis dari *CNN* berukuran besar inilah yang membuka peluang luas bagi pengembangan metode alternatif seperti penggabungan teknik ekstraksi fitur citra tradisional dengan algoritma *machine learning* berbasis tabular guna menghasilkan sistem deteksi yang sama akuratnya namun jauh lebih ringan dan aplikatif untuk skala luas [21].

2.6 *Machine Learning* dalam Pertanian

Implementasi *Machine Learning (ML)* dalam sektor agrikultur telah memberikan dampak transformatif terhadap efisiensi perencanaan dan manajemen produksi, khususnya dalam memprediksi produktivitas hasil panen jagung. Melalui pemanfaatan algoritma regresi yang mampu menganalisis data historis secara mendalam, sistem *ML* dapat mengidentifikasi korelasi antara variabel lingkungan seperti fluktuasi iklim dan kualitas tanah dengan capaian hasil pertanian. Penggunaan model prediktif yang kuat memungkinkan para petani dan

distributor untuk merancang strategi logistik, distribusi, serta mitigasi risiko kegagalan panen secara lebih terstruktur. Pendekatan berbasis data ini membuktikan bahwa *ML* bukan sekadar instrumen statistik, melainkan solusi adaptif yang mampu menangani kompleksitas variabel lapangan guna menjaga kestabilan pangan nasional [22].

Di sisi lain, teknologi *Machine Learning* juga memegang peranan vital dalam sistem klasifikasi penyakit tanaman melalui analisis citra digital daun jagung. Pendekatan hibrida yang mengintegrasikan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* sebagai ekstraktor fitur visual dengan algoritma klasifikasi seperti *Support Vector Machine (SVM)* atau *XGBoost* terbukti mampu memberikan akurasi diagnosis yang sangat presisi. Keunggulan sistem ini terletak pada kemampuannya untuk mengenali pola-pola patologis yang unik pada daun jagung, bahkan dalam kondisi ketersediaan data yang terbatas. Penggunaan teknik klasifikasi cerdas ini sangat relevan dalam mendukung implementasi smart farming, di mana petani dapat memperoleh diagnosis dini terhadap serangan patogen untuk kemudian mengambil langkah penanganan yang tepat dan akurat [23].

Inovasi *Machine Learning* saat ini juga semakin berkembang ke arah mobilitas melalui pengembangan aplikasi berbasis seluler yang memudahkan aksesibilitas petani langsung di lapangan. Pemanfaatan kerangka kerja komputasi ringan memungkinkan model klasifikasi untuk dijalankan pada perangkat mobile tanpa memerlukan ketergantungan penuh pada server eksternal atau koneksi internet yang stabil. Aplikasi ini dirancang untuk melakukan identifikasi instan

terhadap berbagai jenis penyakit daun jagung, memberikan solusi praktis bagi masyarakat tani di wilayah terpencil yang memiliki akses terbatas terhadap pakar pertanian. Dengan adanya efisiensi proses identifikasi dan mobilitas tinggi ini, pengambilan keputusan terkait tindakan pencegahan atau pengobatan penyakit tanaman dapat dilakukan dengan lebih cepat, yang pada akhirnya berkontribusi pada keberlanjutan sektor pertanian [24].

2.7 *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*

Extreme Gradient Boosting (XGBoost) merupakan algoritma pembelajaran mesin berbasis ensemble yang merupakan pengembangan tingkat lanjut dari metode Gradient Boosting. Algoritma ini dirancang untuk memberikan performa tinggi melalui optimasi sistem dan peningkatan fungsionalitas algoritma, seperti paralelisasi proses dan manajemen memori yang efisien. Keunggulan utama *XGBoost* terletak pada kemampuannya dalam mengelola dataset berskala besar dengan waktu pelatihan yang jauh lebih singkat dibandingkan metode boosting konvensional. Di sektor agrikultur, fleksibilitas *XGBoost* dalam menangani data tabular hasil ekstraksi citra menjadikannya instrumen yang andal untuk menghasilkan model klasifikasi penyakit tanaman yang stabil dan akurat [25].

Penerapan *XGBoost* dalam ranah pertanian telah mencakup berbagai aspek strategis, mulai dari peramalan fluktuasi harga komoditas hingga analisis spasial untuk mitigasi bencana lahan. Algoritma ini terbukti sangat efektif dalam mendeteksi pola data yang kompleks dan *non-linear*, seperti keterkaitan antara variabel iklim dengan risiko kegagalan panen. Kemampuannya dalam memberikan prediksi yang presisi terhadap parameter lingkungan, seperti curah

hujan dan tingkat kekeringan, sangat membantu petani dalam merencanakan jadwal irigasi serta langkah perlindungan lahan secara lebih terstruktur. Efektivitas ini menjadikan *XGBoost* sebagai solusi teknologi yang sangat kompetitif dalam mendukung strategi mitigasi risiko di sektor pertanian modern [26].

Keandalan model *XGBoost* dapat ditingkatkan secara signifikan melalui teknik optimasi hyperparameter seperti *Grid Search* atau *Randomized Search*. Proses penyetelan parameter ini memungkinkan algoritma mencapai keseimbangan optimal antara kecepatan komputasi dan ketepatan prediksi, sekaligus meminimalisasi risiko *overfitting*. Dalam konteks deteksi penyakit tanaman jagung, penggunaan model yang telah dioptimalkan memastikan bahwa fitur-fitur visual yang telah diekstraksi dapat diklasifikasikan dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Dengan demikian, implementasi *XGBoost* tidak hanya memberikan hasil diagnosis yang cepat, tetapi juga menjadi fondasi bagi sistem pendukung keputusan yang presisi bagi para pelaku usaha tani dalam menghadapi tantangan perubahan iklim yang dinamis [27].

2.7.1 Konsep Dasar Algoritma *XGBoost*

Secara konsep, *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* bekerja dengan prinsip ansambel (*ensemble*), yaitu menggabungkan banyak pohon keputusan (*decision tree*) berukuran kecil untuk membentuk satu model prediksi yang kuat. Pohon pertama akan membuat prediksi awal, kemudian pohon kedua bertugas secara khusus untuk memperbaiki kesalahan (*error*) dari pohon pertama. Proses ini berlanjut secara iteratif pada pohon-pohon berikutnya.

Oleh karena itu, rumus prediksi akhir pada algoritma *XGBoost* sangat sederhana, yaitu merupakan hasil penjumlahan dari tebakan seluruh pohon yang telah dibentuk dalam model:

$$\hat{y} = \sum_{k=1}^K f_k(x)$$

Keterangan:

$\hat{y}$ = Hasil prediksi akhir (misalnya: klasifikasi jenis penyakit daun).

K = Jumlah total pohon keputusan dalam model.

$f_k(x)$ = Hasil prediksi dari masing-masing pohon ke- k .

2.7.2 Fungsi Tujuan (Fungsi Objektif)

Agar model dapat membedakan kelas penyakit dengan baik tanpa sekadar "menghafal" data pelatihan (*overfitting*), *XGBoost* memiliki target utama yang disebut Fungsi Objektif. Tujuannya adalah meminimalkan dua elemen utama: kesalahan prediksi dan kerumitan model.

$$Obj = L + \Omega$$

Keterangan:

L = (Loss / Error): Mengukur seberapa besar selisih atau kesalahan antara tebakan model dengan data aktual. Semakin kecil nilainya, semakin akurat model tersebut.

Ω = (Omega / Regularisasi): Merupakan nilai penalti yang diberikan kepada model jika struktur pohon yang dibuat terlalu rumit atau memiliki cabang yang terlalu banyak.

Dengan menyeimbangkan kedua variabel tersebut, *XGBoost* memastikan bahwa model yang dihasilkan memiliki akurasi yang tinggi sekaligus memiliki

fleksibilitas (generalisasi) yang baik saat diuji menggunakan citra daun baru.

2.7.3 Perhitungan Pembuatan Cabang (*Information Gain*)

Pada saat membangun pohon keputusan, model harus menentukan titik pembelahan (*split*) dari sebuah simpul daun menjadi cabang baru berdasarkan ekstraksi fitur citra. Untuk memutuskan kelayakan pembuatan cabang, *XGBoost* menghitung nilai Gain (Keuntungan).

Secara logika matematis, perhitungan Gain dirumuskan sebagai:

$$Gain = (\text{Skor Daun Kiri} + \text{Skor Daun Kanan}) - \text{Skor Daun Awal}$$

Prinsip kerja rumus ini sangat sederhana:

1. Jika hasil pembelahan cabang memberikan nilai Gain yang positif dan lebih besar dari nilai batas penalti tertentu, maka cabang baru akan dipertahankan.
2. Jika pembelahan cabang tidak memberikan keuntungan atau justru memperburuk performa pemisahan data, maka pohon akan berhenti membuat cabang (pruning).

Mekanisme efisiensi dalam menyeleksi cabang inilah yang membuat *XGBoost* mampu memproses klasifikasi data berdimensi tinggi dengan sangat cepat.

2.7.4 Transformasi Skor ke Probabilitas (Fungsi Sigmoid)

Pada tugas klasifikasi peluang seperti deteksi penyakit, nilai prediksi akhir yang dihasilkan oleh gabungan pohon keputusan *XGBoost* masih berupa nilai skor mentah matematis (*log-odds*). Untuk mendapatkan output berupa probabilitas atau tingkat keyakinan dalam bentuk persentase, algoritma memproses skor

tersebut menggunakan fungsi transformasi logistik atau *sigmoid* dengan rumus matematis sebagai berikut:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(\hat{y}_i + \text{base_margin})}}$$

Keterangan:

- P = Probabilitas (persentase tingkat keyakinan diagnosis).
- e = Bilangan natural / konstanta Euler (≈ 2.71828).
- $\hat{y}_i$ = Total skor hasil penjumlahan dari seluruh pohon keputusan.
- base_margin = Nilai bias awal atau parameter dasar yang ditetapkan oleh model pada awal pelatihan.

Melalui fungsi *sigmoid* ini, nilai skor mentah sebarangapun besarnya akan selalu dikonversi menjadi skala rentang 0 hingga 1 (0% hingga 100%), yang menjadi acuan sistem dalam menetapkan status diagnosis penyakit.

2.7.5 Penentuan Nilai Batas Cabang (*Threshold*) dan Skor Daun (*Leaf Weight*)

Di dalam operasionalnya, pohon keputusan pada algoritma *XGBoost* tidak dibangun menggunakan angka acak atau tebakan manual. Nilai-nilai matematis yang berada di dalam struktur pohon keputusan didapatkan secara otomatis melalui proses komputasi yang ketat pada saat fase pelatihan (*training*) terhadap dataset citra. Secara teoritis, terdapat tiga komponen nilai utama yang dibentuk oleh model:

1. Nilai Batas Cabang (Split Threshold): Angka yang menjadi syarat sebuah cabang pohon (misalnya apakah fitur intensitas warna > 0.5 atau > 0.7)

ditentukan menggunakan pendekatan algoritma pencarian serakah (*Greedy Algorithm*). Algoritma ini memindai seluruh nilai matriks fitur citra yang ada pada data latih untuk mencari titik potong yang memberikan nilai *Information Gain* tertinggi guna memisahkan kelas penyakit secara optimal.

2. Skor Keluaran Pohon (*Leaf Weight*): Nilai prediksi atau skor akhir yang diberikan oleh sebuah pohon (misalnya skor $+0.5$ atau $+0.4$) dihitung berdasarkan turunan pertama (*Gradient*) dan turunan kedua (*Hessian*) dari fungsi kerugian (*loss function*). Skor ini secara spesifik dihitung agar dapat menekan angka kesalahan prediksi sekecil mungkin.
3. Nilai Bias Awal (*Base Margin*): Merupakan nilai probabilitas dasar (biasanya diukur dalam bentuk *log-odds*) yang ditetapkan oleh sistem sebelum pohon pertama dibuat. Nilai ini sangat bergantung pada rasio atau distribusi jumlah data kelas penyakit di dalam dataset latih.

2.8 Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis XGBoost

Algoritma *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* telah membuktikan efektivitasnya secara signifikan dalam ranah visi komputer untuk identifikasi patogen tanaman melalui analisis citra digital. Dalam konteks klasifikasi penyakit pada daun jagung, *XGBoost* menawarkan keunggulan berupa akurasi yang presisi serta efisiensi waktu dalam proses pelatihan model. Kemampuan algoritma ini untuk menangani data fitur hasil ekstraksi yang memiliki dimensi tinggi memungkinkan sistem untuk mengenali karakteristik visual yang sangat halus pada gejala penyakit. Oleh karena itu, penerapan *XGBoost* menjadi solusi teknis

yang sangat ideal untuk membangun sistem diagnosis otomatis yang mampu meminimalkan risiko kesalahan identifikasi di lapangan [28].

2.9 Flowchart

Flowchart, atau diagram alir, adalah representasi grafis dari langkah-langkah dalam sebuah proses atau algoritma. Dengan menggunakan simbol-simbol standar seperti *terminator* (awal/akhir), proses, keputusan, dan panah alur, *flowchart* membantu menggambarkan urutan logika dengan jelas dan sistematis. Hal ini sangat berguna untuk memahami alur kerja sistem atau program sebelum diimplementasikan, karena *flowchart* memungkinkan analis dan pengembang melihat keseluruhan proses dengan mudah dan mengidentifikasi titik-titik potensi kesalahan atau optimasi [29].

Dalam pengembangan sistem informasi, flowchart sering digunakan sebagai alat desain awal untuk mendokumentasikan proses bisnis atau logika pemrograman. Sebagai contoh, pada perancangan sistem informasi akuntansi UMKM Lux Tailor, *flowchart* digunakan untuk memetakan alur transaksi penjualan dan pengeluaran agar sistem lebih efisien dan minim kesalahan. Dengan diagram alir, *stakeholder* (seperti manajer UMKM) bisa lebih mudah memahami bagaimana data akan diproses dan bagaimana sistem akan beroperasi secara keseluruhan [30].

Flowchart digital juga telah terbukti meningkatkan efisiensi dalam berbagai konteks operasional non-teknis. Misalnya, di unit ICU sebuah rumah sakit, penerapan *smart flowchart* digital mengurangi penggunaan kertas sekaligus mempercepat proses pemantauan dan pengolahan data staf medis. Penggunaan

flowchart digital menyoroti manfaat diagram alir tidak hanya untuk pemrograman atau sistem informasi, tetapi juga untuk manajemen proses organisasi *secara real-time* dan berkelanjutan[31].

2.9 Website

Website adalah sekumpulan halaman yang terhubung melalui internet dan berisi berbagai informasi, layanan, maupun fitur interaktif. Dalam dunia pendidikan, *website* dapat dimanfaatkan sebagai sarana pendukung proses belajar karena mampu menyajikan materi dengan lebih menarik, interaktif, serta dapat diakses kapan pun dan di mana pun. Penggunaan *website* juga mendorong kemandirian siswa dalam mencari informasi serta memperluas sumber belajar yang tidak terbatas pada buku teks saja [32].

Selain berfungsi sebagai media informasi, *website* dapat dikembangkan dengan berbagai fitur khusus seperti kuis interaktif, forum diskusi, hingga sistem penilaian hasil belajar. Fitur-fitur tersebut menjadikan *website* bukan hanya sebagai tempat mencari referensi, tetapi juga sebagai ruang interaksi antara pendidik dan peserta didik. Dengan demikian, keberadaan *website* dapat meningkatkan efektivitas pembelajaran dan membantu mencapai tujuan pendidikan secara lebih optimal [33].

Lebih lanjut, *website* juga dimanfaatkan untuk merancang sistem pembelajaran digital yang disesuaikan dengan kebutuhan siswa. Pengembangan media pembelajaran berbasis *web* memungkinkan guru mengintegrasikan berbagai elemen multimedia seperti gambar, video, dan animasi sehingga materi lebih mudah dipahami. Oleh sebab itu, *website* memiliki peran signifikan dalam

mendorong transformasi digital pendidikan pada era industri 4.0 [34].

2.10 *Visual Studio Code*

Visual Studio Code (VS Code) adalah editor kode yang dikembangkan Microsoft dengan kemampuan berjalan di berbagai platform, seperti *Windows*, *Linux*, dan *macOS*. *VS Code* banyak digunakan oleh developer karena tampilannya yang sederhana, performanya yang ringan, serta tersedianya beragam ekstensi yang mendukung banyak bahasa pemrograman, seperti *Python*, *JavaScript*, *Java*, dan *C++*. Hal tersebut menjadikan *VS Code* sebagai salah satu editor utama dalam pengembangan perangkat lunak masa kini [35].

Selain itu, *Visual Studio Code* memiliki fitur bawaan seperti *debugging*, *syntax highlighting*, *intelliSense*, serta *integrated terminal* yang sangat membantu dalam proses penulisan dan pengujian kode. Beragam ekstensi yang tersedia memungkinkan pengguna menyesuaikan editor sesuai kebutuhan proyek masing-masing. Kemudahan tersebut membuat *VS Code* tidak hanya digunakan oleh pengembang profesional, tetapi juga oleh mahasiswa yang sedang mempelajari pemrograman untuk meningkatkan kemampuan logika dan pemahaman sintaks [36].

Di lingkungan pendidikan, *VS Code* kerap dijadikan media pembelajaran dalam mata kuliah pemrograman maupun proyek riset. Fleksibilitasnya memungkinkan mahasiswa untuk mengembangkan aplikasi berbasis web, mobile, maupun desktop dengan lebih efisien. Ditambah dengan komunitas global yang besar, dokumentasi yang melimpah, serta dukungan teknologi terbaru, *VS Code* semakin memiliki peran penting sebagai alat pengembangan perangkat lunak di

era digital saat ini [37].

2.11 Blackbox Testing

Blackbox Testing adalah metode pengujian perangkat lunak yang menitikberatkan pada pemeriksaan fungsi sistem tanpa melihat struktur internal maupun kode programnya. Pendekatan ini digunakan untuk memastikan bahwa setiap input menghasilkan *output* yang sesuai dengan ekspektasi, sehingga membantu mendeteksi kesalahan pada fungsionalitas aplikasi. Dengan cara ini, penguji dapat menilai kualitas perangkat lunak dari perspektif pengguna akhir tanpa perlu memahami detail teknis pemrograman [38].

Metode *Blackbox Testing* umumnya diterapkan pada tahap akhir proses pengembangan untuk memastikan bahwa semua fitur telah bekerja sesuai dengan spesifikasi. Beberapa teknik yang sering digunakan dalam metode ini meliputi *equivalence partitioning*, *boundary value analysis*, serta *decision table testing*. Penerapan metode ini membantu pengembang menemukan kesalahan yang berhubungan dengan logika aplikasi maupun masalah antarmuka yang mungkin tidak terdeteksi pada pengujian berbasis kode [39].

Selain itu, *Blackbox Testing* sering dimanfaatkan dalam penelitian akademik maupun implementasi aplikasi berbasis *web*, *mobile*, dan *desktop*. Metode ini memudahkan mahasiswa dan peneliti dalam menguji fungsionalitas perangkat lunak secara praktis tanpa perlu pemahaman mendalam terhadap struktur kode. Berkat fleksibilitas dan efektivitasnya, *Blackbox Testing* menjadi salah satu pendekatan penting dalam memastikan kualitas aplikasi yang dikembangkan [40].

2.12 Hypertext Markup Language (HTML)

Hypertext Markup Language (HTML) adalah bahasa markup standar yang digunakan untuk membangun serta menampilkan halaman web. *HTML* berfungsi mengatur struktur dasar halaman, mulai dari heading, paragraf, gambar, tautan, hingga tabel. Dengan perkembangan teknologi, *HTML* berevolusi hingga versi *HTML5* yang lebih interaktif dan memiliki dukungan multimedia seperti *audio*, *video*, serta *canvas* untuk grafis. Berkat keunggulan tersebut, *HTML* tetap menjadi dasar utama dalam pengembangan aplikasi *web modern* [41].

Selain menjadi pondasi pembuatan halaman *web*, *HTML* berperan penting dalam pengembangan antarmuka pengguna (*UI*) karena menentukan cara informasi ditampilkan kepada pengguna. Elemen-elemen semantik pada *HTML5* membantu meningkatkan performa mesin pencari (*SEO*) serta memperbaiki aksesibilitas bagi pengguna dengan kebutuhan khusus. Oleh sebab itu, *HTML* tidak hanya dibutuhkan oleh programmer, tetapi juga oleh desainer web untuk menyusun konten yang rapi, terstruktur, dan mudah digunakan [42].

Dalam dunia pendidikan maupun penelitian, *HTML* sering diajarkan sebagai materi awal dalam pemrograman web. Mahasiswa umumnya mempelajari *HTML* sebelum masuk ke *CSS* dan *JavaScript* karena sifatnya yang mendasar. Penggunaan *HTML* dalam berbagai proyek penelitian web menunjukkan pentingnya bahasa ini dalam membangun aplikasi berbasis *browser*, baik untuk sistem informasi, *e-learning*, maupun layanan publik. Hal ini membuat *HTML* tetap relevan dan terus digunakan hingga saat ini [43].

2.13 *Cascading Style Sheet (CSS)*

Cascading Style Sheets (CSS) adalah bahasa *stylesheet* yang digunakan untuk mengatur tampilan visual pada dokumen *HTML*. Melalui *CSS*, pengembang dapat menentukan berbagai aspek desain seperti warna, ukuran teks, *margin*, *padding*, hingga tata letak sehingga halaman web tampil lebih menarik dan konsisten. Perkembangan teknologi menghadirkan fitur seperti Flexbox, Grid Layout, serta media *query* yang memungkinkan desain responsif di berbagai jenis perangkat. Dengan kemampuan tersebut, *CSS* menjadi fondasi penting dalam pengembangan web modern karena mampu meningkatkan estetika sekaligus fleksibilitas antarmuka [44].

Selain memperindah tampilan, *CSS* juga memiliki peran besar dalam meningkatkan pengalaman pengguna (*user experience*) dan aksesibilitas. Penataan visual yang rapi membantu pengguna menavigasi dan memahami informasi dengan lebih mudah, sedangkan efek interaktif seperti *hover* dan *transition* dapat meningkatkan keterlibatan pengguna. Optimalisasi *CSS* melalui penghapusan kode yang tidak diperlukan, pemanfaatan *critical CSS*, serta teknik minifikasi turut mempengaruhi kecepatan loading dan performa website. Dengan demikian, *CSS* berfungsi bukan hanya sebagai alat presentasi, tetapi juga sebagai elemen penting dalam kualitas teknis sebuah situs [45].

Dalam dunia pendidikan dan penelitian, *CSS* umumnya dipelajari setelah *HTML* sebagai dasar dalam memahami desain dan pengembangan web. Mahasiswa atau peserta pelatihan biasanya mempelajari konsep seperti box model, spesifisitas selector, serta metodologi penulisan kode seperti *BEM* sebelum

melanjutkan ke framework modern seperti *Bootstrap*, *Tailwind*, atau *Materialize*. Penggunaan CSS dalam proyek akademik, pelatihan masyarakat, maupun penelitian sistem informasi menunjukkan betapa pentingnya peran CSS dalam menciptakan antarmuka yang responsif, interaktif, dan mudah dipelihara. Hal ini menegaskan bahwa CSS tetap menjadi keterampilan fundamental di era transformasi digital [46].

2.14 *Java Script*

Java Script adalah bahasa pemrograman yang digunakan untuk membuat halaman *web* menjadi lebih dinamis dan interaktif. Bahasa ini memungkinkan pengembang memanipulasi elemen HTML serta mengatur gaya melalui CSS secara langsung, sehingga memberikan pengalaman pengguna yang lebih responsif. Seiring kemajuan teknologi, *JavaScript* juga mendukung asynchronous programming yang memungkinkan pertukaran data dengan *server* tanpa harus melakukan reload halaman. Kemampuan tersebut menjadikan *Java Script* sebagai komponen penting dalam pengembangan aplikasi web modern [47].

Selain digunakan pada sisi klien, *Java Script* kini berkembang melalui *Node.js* yang memungkinkan eksekusi kode di sisi server. Perkembangan ini memperluas peran *JavaScript* sehingga dapat digunakan untuk pengembangan *full-stack*. Framework populer seperti *React*, *Angular*, dan *Vue* membantu pengembang membangun antarmuka secara lebih efisien, sementara *Node.js* mempermudah integrasi API dan pengelolaan basis data. Hal ini menjadikan *Java Script* sebagai bahasa yang fleksibel dan serbaguna dalam ekosistem pengembangan web [48].

Dalam ranah pendidikan dan penelitian, *Java Script* biasanya diajarkan setelah *HTML* dan *CSS* sebagai materi lanjutan dalam pembelajaran pemrograman web. Mahasiswa dan peserta kursus umumnya mempelajari konsep *DOM* (*Document Object Model*), event handling, serta manipulasi data sebelum melanjutkan ke *framework* yang lebih kompleks. *Java Script* juga banyak dimanfaatkan dalam penelitian terkait *e-learning*, sistem informasi, dan layanan publik berbasis web interaktif. Oleh karena itu, *Java Script* tetap menjadi keterampilan dasar yang penting bagi pengembang di era digital [49].

Beberapa studi perbandingan menunjukkan bahwa performa *XGBoost* sering kali melampaui algoritma klasifikasi tradisional lainnya, seperti *Support Vector Machine* (*SVM*) maupun *K-Nearest Neighbors* (*KNN*), terutama ketika dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur yang tepat. Penggunaan fitur tekstur melalui *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (*GLCM*) dan fitur warna berbasis ruang warna *HSV* memungkinkan *XGBoost* untuk membedakan antara bercak nekrotik yang serupa pada berbagai jenis penyakit daun jagung. Selain tingkat akurasi yang lebih tinggi, *XGBoost* dirancang dengan mekanisme regularisasi internal yang secara efektif mencegah terjadinya fenomena *overfitting*. Hal ini menjamin stabilitas performa model saat diuji menggunakan data citra baru yang belum pernah dikenali sebelumnya, sehingga sangat andal untuk diterapkan dalam kondisi lingkungan pertanian yang bervariasi [50].

Pemanfaatan *XGBoost* dalam sistem deteksi penyakit jagung juga sangat fleksibel untuk diintegrasikan ke dalam berbagai platform aplikasi, baik berbasis *desktop* maupun perangkat mobile. Alur pengembangan sistem ini melibatkan

serangkaian tahapan sistematis, mulai dari akuisisi citra daun, proses pra-pemrosesan (seperti normalisasi dan *resize*), hingga ekstraksi fitur morfologi dan tekstur yang mendalam. Dengan adanya sistem cerdas berbasis *XGBoost*, petani dapat memperoleh hasil diagnosis secara otomatis hanya dengan mengunggah foto daun yang dicurigai terinfeksi. Pengembangan lebih lanjut melalui integrasi fitur deteksi tingkat keparahan penyakit diharapkan dapat memberikan rekomendasi penanganan yang lebih komprehensif, sehingga secara langsung berkontribusi pada efisiensi produksi dan peningkatan produktivitas pertanian jagung secara nasional [51].

2.15 Penelitian Terkait

Berikut adalah penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan dan referensi dalam menyelesaikan masalah ini.

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Sebelumnya

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
1	Jose Julian Hidayat, Muhammad Randika Saputra, Arifubila Ramdhani Sigand, Ai Linda Nurahmah Fadilah, Muhammad Dikaisa Ibnu Amin, Azhya Rizki	2026	Evaluasi Kinerja Algoritma Ensemble Learning Pada Klasifikasi Penyakit Diabetes Berbasis <i>Boosting Method</i>	Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma ensemble learning berbasis boosting, yaitu <i>Gradient Boosting</i> , <i>XGBoost</i> , dan <i>CatBoost</i> , memiliki performa yang sangat baik dalam klasifikasi penyakit diabetes dengan tingkat akurasi yang tinggi dan nilai AUC yang mendekati sempurna. Ketiga model menunjukkan kinerja yang relatif

	Ramadhan[52].			seimbang, dengan <i>XGBoost</i> sedikit unggul pada beberapa metrik evaluasi, sementara <i>CatBoost</i> menawarkan keunggulan dalam penanganan fitur kategorikal. Namun, nilai recall yang masih relatif rendah pada kelas diabetes menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya optimal dalam mendeteksi seluruh kasus positif. Oleh karena itu, disarankan untuk penelitian selanjutnya agar menerapkan teknik penyeimbangan data seperti <i>SMOTE</i> atau <i>ADASYN</i> , melakukan tuning hyperparameter, serta mengeksplorasi pendekatan model lain atau metode hybrid untuk meningkatkan sensitivitas model dalam mendeteksi penyakit diabetes secara lebih akurat.
2.	Rakha Naufal Sujana , Puspa Indah , Nafisya Sefa Nur Vinta , Ruben Setiaji[53].	2026	Evaluasi Model Klasifikasi Motif Batik Lasem Menggunakan <i>Xgboost</i> , <i>Lightgbm</i> , <i>Resnet50</i> , dan <i>Efficientnet-B0</i>	Berdasarkan hasil pengujian empat model klasifikasi, yaitu <i>LightGBM</i> , <i>XGBoost</i> , <i>ResNet50</i> , dan <i>EfficientNetB0</i> , dapat disimpulkan bahwa <i>LightGBM</i> memiliki performa terbaik dalam klasifikasi motif Batik Lasem dengan akurasi rata-rata sebesar 0.9611 serta nilai <i>precision</i> , <i>recall</i> , dan <i>F1-score</i> yang tinggi.

				<i>XGBoost</i> juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi 0.9556. Sementara itu, <i>ResNet50</i> memperoleh akurasi 0.9029 dan mampu mengekstraksi pola motif batik dengan cukup baik. Sebaliknya, <i>EfficientNetB0</i> memiliki performa terendah dengan akurasi 0.2343, yang menunjukkan bahwa model tersebut belum optimal dalam mengenali karakteristik visual Batik Lasem. Secara keseluruhan, metode <i>boosting</i> terbukti lebih efektif dibandingkan model deep learning murni pada dataset yang digunakan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk meningkatkan augmentasi data, melakukan tuning hyperparameter, serta mencoba arsitektur <i>deep learning</i> yang lebih <i>modern</i> guna meningkatkan kemampuan klasifikasi motif batik.
3.	Sintia, Nurhikma Arifin, Chairi Nur Insani[54].	2025	Implementasi <i>Mobilenetv2</i> Pada Klasifikasi Penyakit Daun Bibit Kakao Berbasis Pengolahan	Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model <i>MobileNetV2</i> berbasis transfer learning mampu mengklasifikasikan citra daun bibit kakao ke dalam tiga kelas, yaitu <i>Leaf</i>

			Citra Digital <i>Blight</i>, Sehat, dan <i>VSD</i>, dengan kinerja yang sangat baik. Model mencapai akurasi validasi tertinggi sebesar 98,02% pada epoch ke-29, disertai dengan nilai <i>loss</i> yang rendah, yang menunjukkan proses pelatihan berlangsung secara optimal tanpa menunjukkan overfitting yang signifikan. Hasil evaluasi menggunakan classification report dan confusion matrix menunjukkan bahwa kelas <i>VSD</i> berhasil diklasifikasikan secara sempurna, sementara kelas <i>Leaf Blight</i> dan Sehat juga menunjukkan performa tinggi dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat kecil dan terbatas. Secara keseluruhan penelitian ini membuktikan bahwa model <i>MobileNetV2</i> efektif digunakan untuk klasifikasi citra daun bibit kakao dan dapat dikembangkan lebih lanjut sebagai sistem pendukung deteksi penyakit tanaman kakao.
--	--	--	--

4.	Aryanti Aryanti, Defina Apriliani, Wulan Zahra Putri, Dwi Ramadhani, Threa Malinda, Dimas Andreansyah[5 5].	2025	Identifikasi CNN dalam Deteksi Penyakit Daun Jagung Berbasis Pengenalan Gambar	Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> untuk mengidentifikasi secara otomatis empat kondisi daun jagung: common rust, gray leaf spot, leaf blight, dan sehat, melalui pemrosesan citra digital. Model CNN yang dirancang membuktikan efektivitas dan efisiensinya, mencapai akurasi klasifikasi tinggi sebesar 95% pada data pengujian. Keunggulan sistem ini diperkuat oleh kecepatan pemrosesan yang sangat baik, dengan rata-rata waktu inferensi hanya 0,48 detik per gambar. Hasil temuan ini secara signifikan menunjukkan bahwa teknologi berbasis kecerdasan buatan, khususnya CNN, dapat memberikan kontribusi nyata terhadap pertanian presisi dengan mendukung deteksi dini, cepat, dan objektif untuk mencegah kerugian hasil panen jagung di lapangan. Berdasarkan temuan dan keterbatasan yang ada, disarankan untuk melakukan
----	--	------	---	---

				penelitian lanjutan dengan fokus pada penanganan ketidakseimbangan dataset secara lebih eksplisit, seperti menerapkan teknik oversampling atau penyesuaian bobot kelas, guna meningkatkan akurasi model pada kelas minoritas. Selain itu, pengembangan model dapat diperluas dengan mengintegrasikan sistem deteksi ini ke dalam aplikasi mobile yang memungkinkan pengujian langsung di lapangan menggunakan kamera perangkat. Dianjurkan pula untuk menguji model menggunakan dataset yang dikumpulkan dari berbagai kondisi lingkungan, pencahayaan, dan varietas jagung yang berbeda, untuk memvalidasi dan meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam skenario dunia nyata yang lebih bervariasi.
5.	Kadek Ardy Wirakusuma, Ni Putu Novita Puspa Dewi, Kadek Yota Ernanda Aryanto[56].	2025	Optimasi Model Prediksi <i>Extreme Gradient Boosting</i> Dengan <i>Genetic Algorithm</i>	Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa optimasi <i>XGBoost</i> menggunakan <i>Genetic Algorithm (GA)</i> mampu meningkatkan performa prediksi secara lebih adaptif. Melalui proses optimasi hiperparameter,

			Untuk Produksi Dan Produktivitas Padi	model <i>GA-XGBoost</i> menghasilkan nilai error yang lebih rendah dibandingkan <i>XGBoost</i> tanpa optimasi, baik pada prediksi produksi padi maupun produktivitas. Pada data uji, <i>GA-XGBoost</i> memperoleh <i>RMSE</i> 2,391 ton, <i>MAE</i> 1,906 ton, dan <i>MAPE</i> 25.49% untuk produksi padi, sedangkan pada produktivitas diperoleh <i>MAE</i> 0.133 ton/ha dan <i>MAPE</i> 2.32%. Meskipun peningkatannya tidak terlalu signifikan, model hasil optimasi menunjukkan kemampuan generalisasi yang lebih baik. Namun, perbedaan hasil antara data pelatihan dan pengujian menunjukkan adanya kecenderungan overfitting yang dipengaruhi oleh keterbatasan jumlah data serta konfigurasi hiperparameter yang belum sepenuhnya optimal.
6.	Regitha Zizilia, Yulison Herry Chrisnanto, Gunawan Abdillah[57].	2024	Klasifikasi Penyakit Kanker Paru-Paru dengan Algoritma <i>Extreme Gradient Boosting (XGBoost)</i> dan <i>Mutual Information</i>	Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh seleksi fitur menggunakan <i>Mutual Information</i> terhadap performa klasifikasi kanker paru-paru dengan algoritma <i>XGBoost</i> . Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan <i>Mutual Information</i> mampu

			sebagai Metode <i>Feature Selection</i>	mengurangi jumlah fitur tanpa menurunkan akurasi secara signifikan pada beberapa skenario pembagian data, dengan akurasi tetap berada pada kisaran 93%. Selain itu, metode ini juga meningkatkan efisiensi komputasi karena proses pelatihan dan klasifikasi menjadi lebih cepat. Namun, pada beberapa skenario lain terjadi penurunan akurasi dan peningkatan nilai False Negative, yang menunjukkan bahwa seleksi fitur dapat memengaruhi kemampuan klasifikasi model tergantung pada karakteristik data. Penelitian ini masih terbatas pada penggunaan satu metode seleksi fitur, sehingga penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan dengan metode seleksi fitur lain, menggunakan dataset yang lebih besar, serta menguji algoritma klasifikasi yang berbeda agar diperoleh hasil yang lebih optimal.
7.	Thesa Adi Saputra Yusri, Deddy Rudhistiar, Andika Putri Ratnasari[58].	2025	Klasifikasi Varietas Kacang Menggunakan <i>Xgboost</i> Dengan Penyesuaian	Penelitian ini berhasil menunjukkan efektivitas penggunaan algoritma <i>XGBoost</i> dalam klasifikasi varietas kacang kering dengan mengatasi ketidakseimbangan kelas

			<i>Class Weighting</i>	melalui pembobotan kelas. Model yang dihasilkan mencapai akurasi 92,8% pada data uji dan menunjukkan performa yang baik dalam menangani kelas minoritas. Hasil ini mengindikasikan bahwa <i>XGBoost</i> dapat menjadi model yang efektif untuk aplikasi klasifikasi di industri pertanian, khususnya dalam klasifikasi produk dengan distribusi data yang tidak seimbang. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi penggunaan teknik lainnya, seperti <i>SMOTE</i> untuk oversampling, serta menguji model pada dataset yang lebih besar atau lebih beragam untuk meningkatkan generalisasi model.
8.	Rizal Ramli , Evanita , Aditya Akbar Riadi[59].	2025	<i>Classification of Rice Leaf Diseases Using Support Vector Machine with HSV and GLCM-Based Feature Extraction</i>	Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma <i>Support Vector Machine (SVM)</i> dapat digunakan secara efektif untuk melakukan klasifikasi jenis penyakit pada daun padi. Penelitian ini menggunakan dataset

				sebanyak 600 citra daun padi yang terdiri dari lima jenis penyakit, yaitu <i>bacterial blight</i>, <i>leaf smut</i>, <i>leaf blast</i>, <i>brown spot</i>, dan hispa. Proses klasifikasi diawali dengan tahapan preprocessing citra, termasuk resize dan segmentasi warna, kemudian dilanjutkan dengan ekstraksi fitur warna (<i>HSV</i>) dan tekstur (<i>GLCM</i>). Hasil ekstraksi kemudian digunakan untuk melatih dan menguji model <i>SVM</i> menggunakan parameter kernel <i>RBF</i>, $C=100$, dan $\gamma=0,1$. Evaluasi model menggunakan confusion matrix menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 83%, dengan nilai rata-rata <i>precision</i>, <i>recall</i>, dan <i>F1-score</i> yang relatif tinggi. Meskipun demikian, performa klasifikasi pada kelas 5 (hispa) masih perlu ditingkatkan terutama pada aspek <i>recall</i>. Secara keseluruhan, pendekatan ini menunjukkan potensi yang baik untuk membantu proses
--	--	--	--	---

				deteksi dini penyakit pada tanaman padi, yang pada akhirnya dapat membantu petani dalam mencegah penurunan hasil panen secara signifikan.
9.	Imeldha Elzandy, Eva Yulia Puspaningrum, Afina Lina Nurlaili[60].	2025	Klasifikasi Varietas Anggur Berdasarkan Citra Daun Menggunakan <i>Vgg16-Xgboost</i>	Penelitian ini mengklasifikasikan empat varietas anggur, yaitu varietas Jumer, Ninel, Ruby88, dan Transfigurasi berdasarkan citra daun yang dikumpulkan dari perkebunan di Jawa Timur. Data diproses melalui tahapan pre-processing dan diuji pada rasio pembagian data 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40. Metode yang digunakan merupakan kombinasi <i>CNN</i> dengan arsitektur <i>VGG-16</i> untuk ekstraksi fitur dan <i>XGBoost</i> sebagai klasifikasi. Hasil terbaik diperoleh pada rasio 90:10, yaitu pada skenario ke – 11 dengan <i>accuracy</i> 89,58%, <i>precision</i> 89,64%, <i>recall</i> 89,58%, <i>f1-score</i> 89,55%, dan nilai loss sebesar 0,34793. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan menambah jumlah data dan varietas anggur, selain itu JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika) Vol. 9 No. 3, Juni 2025 5491 mencoba menggunakan algoritma lain di luar

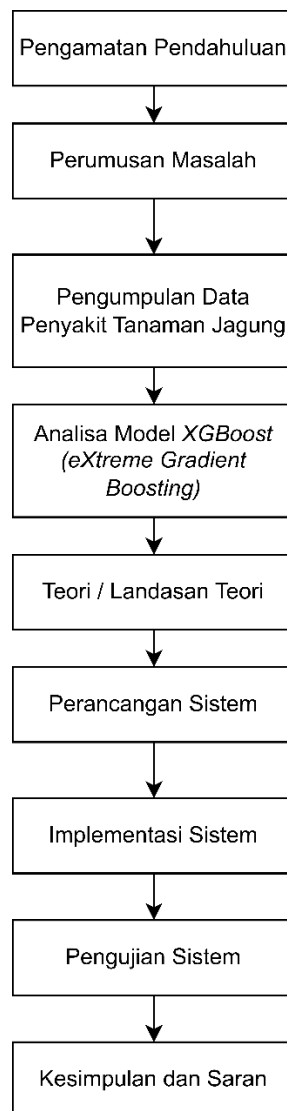
				kombinasi <i>CNN</i> dan <i>XGBoost</i>, serta mengoptimalkan parameter <i>XGBoost</i> guna meningkatkan performa model klasifikasi.
10.	Erika Maulidiya, Chastine Fatichah, Nanik Suciati, dan Fajar Baskoro[61].	2024	Klasifikasi Tutupan Lahan <i>Uav</i> Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> <i>Feature Map</i> Dengan Kombinasi <i>Machine Learning</i>	Penelitian ini membahas penggunaan arsitektur <i>CNN</i> sebagai ekstraksi fitur sebelum proses klasifikasi tutupan lahan citra <i>UAV</i> menggunakan metode machine learning. Arsitektur <i>CNN</i> yang digunakan yaitu <i>ResNet-50</i> dan <i>DenseNet-121</i>, sedangkan metode klasifikasi yang dibandingkan meliputi <i>Decision Tree</i>, <i>Random Forest</i>, <i>Support Vector Machine (SVM)</i>, dan <i>XGBoost</i>. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi <i>ResNet-50</i> dengan <i>SVM</i> memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 85% dan waktu proses 8 menit. Model terbaik berikutnya adalah <i>ResNet-50</i> dengan <i>XGBoost</i> yang memperoleh akurasi 82%. Sementara itu, kombinasi <i>DenseNet-121</i> dengan <i>SVM</i> maupun <i>XGBoost</i> menghasilkan akurasi sebesar 81%. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan <i>CNN</i> sebagai ekstraksi fitur mampu meningkatkan

				performa klasifikasi, terutama dengan metode <i>SVM</i>. Namun, penelitian masih memiliki keterbatasan pada optimalisasi akurasi dan pengolahan data, khususnya pada arsitektur Inception-v3. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan metode ekstraksi fitur lain seperti <i>GLCM</i> dan <i>HSV</i> serta menggunakan teknik pengolahan data yang lebih optimal untuk meningkatkan performa klasifikasi citra <i>UAV</i>.
--	--	--	--	---

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan dengan mengikuti tahapan demi tahapan yang saling berhubungan. Setiap tahapan dijelaskan dalam metode penelitian yang disusun secara sistematis, terstruktur, dan ditampilkan dalam bentuk skema yang jelas. Berikut tahapan-tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1 dibawah:



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

Penjelasan dari tahapan-tahapan penelitian pada Gambar 3.1 dapat dilihat pada penjelasan dibawah ini:

3.1 Pengamatan Pendahuluan

Tahapan awal dalam pelaksanaan penelitian ini adalah pengamatan pendahuluan, yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan memahami akar permasalahan terkait diagnosis serta pengendalian penyakit pada tanaman jagung. Selama ini, keterlambatan dalam mendeteksi infeksi patogen sering kali menjadi kendala utama yang memicu penurunan drastis pada produktivitas hasil panen. Observasi ini diperkuat melalui studi literatur komprehensif terhadap berbagai penelitian terdahulu yang mengkaji pemanfaatan teknologi pengolahan citra digital terintegrasi dengan algoritma machine learning, khususnya *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*, untuk keperluan identifikasi penyakit botani.

Berdasarkan hasil kajian literatur tersebut, ditemukan fakta bahwa metode *XGBoost* menawarkan keunggulan komparatif yang sangat kuat dari segi akurasi prediksi dan efisiensi beban komputasi dalam memproses klasifikasi data berlabel, termasuk pada analisis matriks fitur yang diekstraksi dari citra daun. Pendekatan teknologi komputasi ini diyakini mampu menjadi landasan teoritis dan praktis yang solid dalam merancang sebuah sistem cerdas pendeteksi dini penyakit daun jagung. Kehadiran sistem otomatis ini diharapkan dapat memfasilitasi para petani dalam mengambil keputusan pengendalian hama dan penyakit secara lebih cepat, objektif, dan presisi, yang pada bermuara pada peningkatan stabilitas dan produktivitas pertanian secara menyeluruh.

3.2 Perumusan Masalah

Mengacu pada hasil pengamatan pendahuluan, fokus permasalahan yang dirumuskan dalam penelitian ini adalah mengenai mekanisme pembangunan sistem deteksi penyakit pada tanaman jagung menggunakan algoritma *XGBoost* berbasis pengolahan citra daun agar mampu menghasilkan klasifikasi yang akurat dan efisien. Sistem ini dirancang untuk mampu mengidentifikasi gejala patologis secara dini, sehingga dapat menyajikan data pendukung yang kredibel bagi petani dalam pengambilan keputusan strategis terkait pengendalian penyakit guna meningkatkan stabilitas produktivitas pertanian jagung secara menyeluruh.

3.3 Pengumpulan Data Penyakit Tanaman Jagung

Data yang diutilisasi dalam penelitian ini mencakup sekumpulan citra daun tanaman jagung yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori utama, yakni daun dalam kondisi sehat dan daun yang terinfeksi patogen penyakit. Proses akuisisi data dilakukan melalui penggabungan dua sumber utama: (1) pemanfaatan dataset publik yang tersedia pada repositori global seperti *Kaggle* atau *PlantVillage*, serta (2) pengambilan data primer melalui dokumentasi lapangan menggunakan kamera digital secara langsung di lahan perkebunan jagung.

Setiap data citra yang dikumpulkan merepresentasikan karakteristik visual daun dengan beragam variasi warna, pola bentuk, serta tekstur lesi yang berbeda. Strategi pemilihan data dilakukan dengan mempertimbangkan tingkat keberagaman jenis infeksi serta variasi kondisi pencahayaan alami, guna menjamin bahwa model yang dikembangkan memiliki kemampuan generalisasi yang kuat dalam mengenali berbagai karakteristik gejala penyakit pada tanaman

jagung secara representatif..

3.4 Analisa Model *XGBoost* (*eXtreme Gradient Boosting*)

Extreme Gradient Boosting (*XGBoost*) merupakan algoritma machine learning berbasis ensemble yang memadukan sekumpulan pohon keputusan (*decision trees*) melalui teknik *gradient boosting*. Prinsip kerja algoritma ini berfokus pada pembangunan pohon baru secara bertahap dan sekuensial, di mana setiap pohon ditugaskan secara spesifik untuk mengoreksi nilai residu atau kesalahan prediksi dari pohon-pohon sebelumnya. Keunggulan utama *XGBoost* terletak pada kemampuannya mengelola data berdimensi tinggi secara efisien dengan performa komputasi yang sangat cepat.

Dalam tahapan analisis model *XGBoost*, beberapa aspek fundamental yang perlu dioptimasi meliputi pemilihan fitur (*feature selection*), penyetelan parameter (*hyperparameter tuning*), serta evaluasi kinerja menggunakan metrik klasifikasi seperti Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*. Selain itu, *XGBoost* dilengkapi dengan mekanisme regularisasi bawaan yang berfungsi secara ketat untuk mencegah terjadinya fenomena *overfitting*. Dengan adanya regularisasi ini, model tidak hanya menghafal data latih, tetapi juga mampu menghasilkan prediksi yang stabil dan akurat ketika dihadapkan pada data citra daun jagung yang baru.

Berbeda dengan metode boosting konvensional, *XGBoost* mendukung pemrosesan paralel yang secara signifikan memangkas waktu pelatihan model. Dalam konteks klasifikasi penyakit daun jagung, algoritma ini mengevaluasi data tabular yang diperoleh dari hasil ekstraksi fitur citra, seperti pola tekstur (misalnya *GLCM*) dan distribusi warna (misalnya *HSV*). Berdasarkan sekumpulan fitur

visual tersebut, *XGBoost* mampu mengidentifikasi karakteristik khas dari setiap jenis patogen dan memberikan probabilitas prediksi yang sangat andal.

Secara garis besar, analisis terhadap karakteristik arsitektur ini menegaskan bahwa *XGBoost* adalah instrumen komputasi yang sangat efektif dan efisien untuk berbagai tugas klasifikasi data. Khususnya dalam ranah patologi pertanian, kapabilitas *XGBoost* dalam mendeteksi dan membedakan jenis penyakit pada tanaman jagung menawarkan potensi yang masif untuk diimplementasikan sebagai sistem pendukung keputusan yang cerdas dan presisi bagi para petani.

3.5 Teori / Landasan Teori

Tahapan ini melibatkan pengkajian literatur secara komprehensif untuk membangun fondasi keilmuan yang kuat guna mendukung penyelesaian masalah dalam penelitian. Pengumpulan dasar teori difokuskan pada konsep-konsep kunci yang berkaitan langsung dengan ruang lingkup sistem, meliputi prinsip pengolahan citra digital (*digital image processing*), metode ekstraksi fitur visual (seperti analisis tekstur menggunakan matriks *GLCM* dan analisis ruang warna *HSV*), serta arsitektur dan formulasi matematis dari algoritma *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*.

Selain berfokus pada aspek komputasi, tahapan ini juga mengkaji literatur pertanian dan patologi terkait karakteristik visual dari penyakit utama pada daun jagung, yaitu bercak daun abu-abu (*Gray Leaf Spot*), karat daun (*Common Rust*), dan hawar daun (*Blight*). Seluruh referensi teoritis ini dihimpun dari berbagai jurnal ilmiah nasional maupun internasional, prosiding, buku teks, serta publikasi penelitian terdahulu yang relevan. Kajian teori yang kuat dan tervalidasi pada

tahap ini sangat krusial, karena akan dijadikan sebagai acuan utama sekaligus parameter dasar dalam melakukan perancangan model dan evaluasi sistem klasifikasi agar luaran penelitian dapat dipertanggungjawabkan secara akademis.

3.6 Perancangan Sistem

Proses perancangan sistem difokuskan pada pembangunan arsitektur deteksi penyakit tanaman jagung yang mengintegrasikan algoritma *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*. Tahapan perancangan ini disusun secara sistematis, diawali dengan akuisisi citra daun jagung sebagai input data utama, yang kemudian dilanjutkan dengan fase prapemrosesan citra guna menjamin kualitas serta konsistensi dataset. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur untuk mengidentifikasi variabel-variabel krusial yang merepresentasikan karakteristik visual dari gejala penyakit pada daun tersebut.

Pada fase berikutnya, dilakukan pengembangan model klasifikasi melalui proses pelatihan menggunakan algoritma *XGBoost*. Pemilihan algoritma ini didasari oleh efektivitasnya dalam memproses dataset berlabel dengan dimensi fitur yang kompleks. Guna mencapai performa model yang optimal, dilakukan konfigurasi dan tuning terhadap parameter-parameter kunci, seperti *learning rate*, *max depth*, serta *n_estimators*, sehingga model memiliki kemampuan prediksi yang presisi.

Selain itu, perancangan ini mencakup tahap evaluasi komprehensif terhadap kinerja model dengan memanfaatkan metrik standar klasifikasi, meliputi akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Output yang dihasilkan oleh sistem ini dirancang untuk menjadi basis instrumen pendukung keputusan dalam strategi pengendalian

penyakit secara dini. Dengan demikian, implementasi sistem ini diharapkan mampu memberikan kontribusi nyata bagi petani dalam mengoptimalkan efisiensi produksi serta meningkatkan produktivitas komoditas jagung secara berkelanjutan.

3.7 Implementasi Sistem

Beberapa komponen pendukung yang berperan penting dalam implementasi sistem diantaranya adalah perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Adapun spesifikasi dari perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan sebagai berikut:

1. Perangkat keras (*hardware*), antara lain:

Processor : Intel(R) Core (TM) i3-4030U CPU @ 1.90GHz (4
CPUs), ~1.9GHz

Memory : 4.00 GB

System type : Windows 10 Pro 64-bit (10.0, build 17763)

Harddisk : 500 GB

2. Perangkat lunak (*software*), antara lain:

Sistem operasi : Windows 10

Tools : Google Colab

3.8 Pengujian Sistem

Tahap pengujian sistem dilaksanakan guna mengukur tingkat efektivitas algoritma *XGBoost* dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada tanaman jagung secara akurat melalui analisis citra daun. Proses pengujian ini diawali dengan

mempartisi dataset ke dalam kelompok data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) melalui teknik hold-out maupun *k-fold cross-validation*. Pendekatan pembagian ini diimplementasikan secara sistematis untuk memvalidasi tingkat akurasi sekaligus menjamin stabilitas performa model yang telah dibangun.

Pasca pelaksanaan tahap pelatihan dan inferensi prediksi, hasil keluaran dari model dievaluasi secara komprehensif. Langkah evaluasi ini sangat krusial untuk meninjau apakah sistem deteksi telah beroperasi secara optimal atau masih menuntut adanya penyesuaian tingkat lanjut, baik pada parameter model algoritma (*hyperparameter tuning*) maupun pada fase pra-pemrosesan citra digital.

Guna menilai keandalan sistem secara objektif, pengujian ini menggunakan beberapa metrik evaluasi klasifikasi standar, yang meliputi:

1. Akurasi (*Accuracy*): Metrik untuk mengukur rasio atau persentase ketepatan prediksi klasifikasi penyakit secara keseluruhan dibandingkan dengan total data yang diuji.
2. Presisi (*Precision*): Metrik yang mengukur proporsi tebakan positif yang benar terhadap keseluruhan prediksi positif yang diklasifikasikan oleh sistem.
3. Recall (*Sensitivity*): Metrik untuk mengukur kapasitas model dalam mengenali dan menemukan seluruh data pasien/penyakit kelas positif yang sebenarnya.
4. *F1-Score*: Metrik rata-rata harmonis yang digunakan untuk merepresentasikan keseimbangan performa antara nilai presisi dan recall,

sangat berguna apabila dataset memiliki jumlah kelas yang tidak seimbang.

5. *Confusion Matrix*: Tabel matriks evaluasi yang menyajikan rincian komprehensif mengenai jumlah prediksi yang benar (sesuai aktual) dan yang keliru, sehingga jenis kesalahan sistem (*false positive* atau *false negative*) dapat dianalisis secara spesifik untuk setiap kelas penyakit jagung.

3.9 Kesimpulan dan Saran

Tahapan akhir dalam rangkaian metodologi penelitian ini berfokus pada penarikan kesimpulan yang komprehensif berdasarkan hasil evaluasi kinerja sistem deteksi penyakit tanaman jagung berbasis algoritma XGBoost. Berdasarkan hasil pengujian empiris, sistem yang dibangun dirancang untuk mampu mengklasifikasikan citra daun jagung yang terinfeksi patogen dengan tingkat akurasi yang tinggi. Pencapaian ini merepresentasikan bahwa algoritma XGBoost, terutama ketika dipadukan dengan teknik ekstraksi fitur yang tepat, merupakan instrumen komputasi yang sangat efektif dan andal untuk mengotomatisasi proses diagnosis penyakit botani. Implementasi sistem cerdas ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis dan aplikatif bagi para petani dalam melakukan identifikasi dini terhadap serangan penyakit pada daun jagung, yang pada akhirnya bermuara pada peningkatan stabilitas dan produktivitas hasil pertanian nasional.

Sebagai bahan pertimbangan untuk penyempurnaan dan pengembangan penelitian di masa mendatang, terdapat beberapa saran strategis yang dapat

dirumuskan. Pertama, disarankan agar peneliti selanjutnya menggunakan dataset citra daun jagung dengan skala yang lebih masif dan kondisi pencahayaan yang lebih variatif guna meningkatkan kemampuan generalisasi model. Kedua, eksplorasi komparatif menggunakan algoritma klasifikasi machine learning lain, seperti *Random Forest* maupun *Convolutional Neural Network (CNN)*, sangat direkomendasikan sebagai tolok ukur pembanding performa. Ketiga, integrasi model klasifikasi ini ke dalam antarmuka aplikasi berbasis mobile atau perangkat *Internet of Things (IoT)* sangat diperlukan agar teknologi ini dapat langsung diakses dan diaplikasikan oleh petani di lahan perkebunan. Terakhir, penambahan fitur analitik untuk mengestimasi persentase tingkat keparahan infeksi (*disease severity level*) pada daun jagung dapat menjadi nilai tambah yang krusial dalam mewujudkan sistem pertanian presisi yang komprehensif.