

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia sebagai negara agraris sangat bergantung pada komoditas padi (*Oryza sativa*) sebagai makanan pokok dan fondasi ketahanan pangan nasional. Produksi padi yang stabil dan tinggi menjadi hal penting dalam menjaga kesejahteraan petani, memenuhi kebutuhan beras domestik, serta menjaga stabilitas ekonomi daerah agraris. Meski demikian, sektor pertanian padi di Indonesia menghadapi banyak tantangan, salah satunya adalah serangan penyakit tanaman yang dapat menurunkan produktivitas dan kualitas hasil panen [1].

Daun tanaman padi menjadi bagian yang sangat rentan terhadap serangan penyakit, karena banyak patogen dan organisme pengganggu tumbuhan (OPT) menyerang melalui daun atau gejala pertama kali muncul di daun. Identifikasi dan penanganan penyakit pada daun yang terlambat atau kurang tepat dapat menyebabkan kerugian besar pada produksi padi. Karena itu, deteksi dini dan akurat terhadap penyakit daun padi menjadi sangat dibutuhkan [2].

Seiring kemajuan teknologi khususnya dalam pengolahan citra digital dan pembelajaran mesin (*machine learning*) berkembang berbagai penelitian yang memanfaatkan citra daun padi untuk mendeteksi penyakit secara otomatis. Metode-metode seperti ekstraksi fitur warna, tekstur, bentuk daun hingga penerapan model *deep learning* seperti *CNN* telah banyak digunakan dalam konteks pertanian digital. Sebagai contoh, penelitian menggunakan arsitektur *DenseNet-201* untuk klasifikasi

penyakit padi melalui citra daun, mencapai hasil akurasi yang cukup baik [3].

Meskipun banyak studi menunjukkan kemajuan, terdapat beberapa aspek yang masih perlu dioptimalkan dalam deteksi penyakit daun padi di Indonesia. Pertama, sebagian besar penelitian masih menggunakan model *deep learning end-to-end* (misalnya *CNN*) yang membutuhkan dataset besar dan komputasi signifikan, yang tidak selalu tersedia di lapangan. Sebagai alternatif, algoritma berbasis fitur seperti *XGBoost* atau pohon keputusan mungkin menawarkan keunggulan dari sisi efisiensi komputasi, interpretabilitas, dan penerapan di lingkungan dengan sumber daya terbatas [4].

Kedua, banyak penelitian yang menggunakan *dataset* dari repositori internasional atau citra yang diambil dalam kondisi laboratorium atau terkendali, sehingga kurang mewakili kondisi lapangan di Indonesia (variabilitas pencahayaan, latar belakang, kondisi daun yang berbeda, penyakit lokal). Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang menggunakan data yang lebih representatif untuk kondisi lapangan di Indonesia dan model yang bisa dioperasikan oleh petani dengan keterbatasan teknologi [5].

Ketiga, di samping akurasi, aspek-interpretabilitas (fitur mana yang paling berpengaruh dalam keputusan model), kecepatan inferensi, dan pengaruh penggunaan model dalam praktik (bagaimana petani dapat menggunakan model untuk deteksi dini) masih kurang dibahas. Penelitian yang menggabungkan analisis pentingnya fitur (*feature importance*), visualisasi keputusan model, dan evaluasi terhadap implementasi nyata di lapangan akan memiliki kontribusi yang lebih besar terhadap penerapan teknologi ini [6].

Berdasarkan latar tersebut, penelitian ini memilih untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman padi berbasis citra daun menggunakan algoritma *XGBoost*. Alasan pemilihan *XGBoost* antara lain kemampuannya dalam menangani fitur-terstruktur dengan baik, efisiensi komputasi, regularisasi yang baik untuk menghindari *overfitting*, serta interpretabilitas model melalui fitur penting. Pendekatan ini diharapkan dapat menjadi alternatif yang lebih ringan dibandingkan model *deep learning* berat.

Selanjutnya, penelitian akan mengeksplorasi ekstraksi fitur citra (misalnya fitur warna, tekstur, bentuk) dari daun padi sebagai *input* ke model *XGBoost*. Dengan demikian, model yang dikembangkan diharapkan memiliki akurasi yang baik, bisa dijelaskan melalui fitur penting, dan dapat diterapkan dalam kondisi nyata lapangan di Indonesia. Tujuannya adalah membantu petani dalam identifikasi dini penyakit padi melalui citra daun, sehingga tindakan pengendalian dapat dilakukan lebih cepat dan produktivitas padi dapat meningkat.

Dengan meningkatnya produktivitas padi melalui deteksi penyakit yang cepat dan akurat, manfaat bagi petani dan sistem pertanian nasional sangatlah signifikan: kerugian akibat penyakit dapat dikurangi, hasil panen meningkat, efisiensi pengendalian penyakit lebih baik, dan ketahanan pangan nasional diperkuat. Oleh sebab itu, penelitian ini memiliki relevansi praktis dan akademis yang tinggi dalam mendukung pertanian presisi di Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini adalah bagaimana merancang dan membangun sistem deteksi otomatis penyakit tanaman padi berbasis citra daun

menggunakan ekstraksi fitur dan algoritma *XGBoost*

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang dan membangun sistem deteksi otomatis penyakit tanaman padi berbasis citra daun menggunakan algoritma *XGBoost* untuk meningkatkan produktivitas pertanian.

1.4 Batasan Penelitian

Dalam penelitian ini, peneliti memberikan beberapa batasan penelitian yaitu:

1. Metode yang digunakan untuk klasifikasi penyakit tanaman padi adalah *XGBoost*.
2. *Dataset* penyakit padi yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada kumpulan data di kaggle (publik).
3. Penyakit yang dideteksi adalah Hawar Daun Bakteri (*Bacterial Leaf Blight*), Penyakit Blas (*Rice Blast*), Penyakit Tungro, Bercak Daun Coklat (*Brown Spot*) dan Hawar Pelepah (*Sheath Blight*).

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Menambahkan wawasan dalam bidang *Deep Learning* untuk mendeteksi penyakit tanaman padi berdasarkan citra daun.
2. Mengaplikasikan metode *XGBoost* dalam mendeteksi penyakit tanaman padi.
3. Menghasilkan model *Machine Learning* berbasis *XGBoost* dalam mengenali penyakit tanaman padi.

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 dalam penelitian, seperti Pertanian di Indonesia, Tanaman Padi, Penyakit pada Tanaman Padi, Teknologi dalam Pertanian, Deteksi Citra Digital pada Tanaman, *Machine Learning* dalam Pertanian, *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*, dan Deteksi Penyakit Tanaman Padi Berbasis *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 membahas analisis dan perancangan sistem deteksi penyakit tanaman padi menggunakan algoritma *XGBoost*. Analisis mencakup kebutuhan data, metode klasifikasi, serta proses *pra-pemrosesan* dan ekstraksi fitur citra daun. Perancangan sistem mencakup alur kerja mulai dari input citra, pelatihan model, hingga hasil klasifikasi, dengan tujuan menghasilkan sistem yang akurat, efisien, dan dapat diterapkan untuk meningkatkan produktivitas pertanian.

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 II

LANDASAN TEORI

2.1 Deteksi Penyakit

Deteksi penyakit pada tanaman merupakan proses identifikasi secara dini gejala atau kondisi patogen yang menyerang tanaman, dengan tujuan untuk mengambil tindakan pengendalian secepat mungkin sebelum kerusakan meluas. Dalam konteks tanaman padi, deteksi penyakit sering melibatkan analisis perubahan visual pada daun seperti bercak, perubahan warna, atau deformasi yang merupakan indikator awal bahwa tanaman telah diserang oleh organisme pengganggu tumbuhan (OPT) atau patogen. Metode ini sangat penting karena semakin cepat penyakit dikenali, semakin besar peluang untuk mempertahankan produktivitas dan kualitas panen [7].

Dalam praktiknya, deteksi penyakit tanaman padi kini semakin didukung oleh teknologi pengolahan citra digital dan algoritma pembelajaran mesin sehingga proses identifikasi dapat dilakukan secara otomatis dan akurat. Citra daun tanaman yang diambil dari lapangan atau laboratorium diolah melalui langkah-langkah seperti segmentasi daun, ekstraksi fitur (warna, tekstur, bentuk) dan klasifikasi penyakit menggunakan model mesin. Dengan pendekatan ini, petani dapat memperoleh sistem yang mampu memberikan diagnosa penyakit secara cepat dan mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual yang bersifat subjektif [8].

Selain tantangan internal, sektor pertanian nasional juga menghadapi ancaman eksternal dari perubahan iklim yang semakin terasa dampaknya. Ketidakpastian

pola hujan, bencana seperti banjir dan kekeringan, serta penurunan kualitas tanah menjadi kendala serius dalam menjaga stabilitas hasil pertanian. Akibat dari kondisi lingkungan yang menurun ini, produksi pertanian menjadi tidak menentu dan sering kali mengalami penurunan kuantitas maupun kualitas. Oleh karena itu, dibutuhkan transformasi sistem pertanian ke arah yang lebih berkelanjutan dengan mengadopsi teknologi canggih seperti sensor pertanian, sistem irigasi otomatis, serta pemantauan iklim berbasis data. Dukungan dari semua pihak, termasuk pemerintah, perguruan tinggi, sektor swasta, serta kelompok tani, sangat diperlukan untuk mewujudkan kebijakan dan inovasi yang mampu menjawab tantangan iklim serta menjaga keberlangsungan sektor pertanian di masa mendatang [9].

2.2 Tanaman Padi

Tanaman padi (*Oryza sativa* L.) merupakan komoditas pangan utama yang memiliki peran strategis dalam menjaga ketahanan pangan di Indonesia. Sebagai sumber karbohidrat utama bagi sebagian besar masyarakat, padi menjadi penopang utama stabilitas ekonomi pertanian dan kesejahteraan petani. Budidaya padi terus dikembangkan melalui berbagai metode tanam, varietas unggul, serta inovasi sistem agronomi untuk memastikan ketersediaan beras tetap terpenuhi dalam kondisi perubahan iklim dan dinamika sosial ekonomi [10].

Secara morfologi, tanaman padi memiliki akar serabut, batang beruas, pelepah daun, dan malai sebagai organ pembentukan gabah. Struktur vegetatif dan generatif ini menentukan kemampuan tanaman dalam menyerap nutrisi, melakukan fotosintesis, serta menghasilkan bulir padi yang berkualitas. Pemahaman mengenai morfologi padi sangat penting untuk menentukan perlakuan agronomi yang tepat,

baik dalam hal pemupukan, jarak tanam, maupun sistem pengairan, sehingga produktivitas tanaman dapat ditingkatkan secara optimal [11].

Pemeliharaan tanaman padi juga tidak dapat dipisahkan dari pengelolaan faktor lingkungan seperti cahaya, ketersediaan air, dan kesuburan tanah. Teknik budidaya seperti sistem tanam jajar legowo, penggunaan pupuk organik maupun anorganik, serta teknologi pertanian presisi terbukti mampu meningkatkan jumlah anakan produktif dan hasil gabah. Inovasi-inovasi budidaya ini menjadi langkah penting dalam menghadapi tantangan perubahan iklim sekaligus mendorong peningkatan produksi beras nasional secara berkelanjutan [12].

2.3 Citra Daun

Citra daun merujuk pada gambar digital dari permukaan dan struktur daun tanaman yang diperoleh melalui perangkat seperti kamera digital atau *smartphone* kemudian diolah secara komputer. Gambar ini memuat informasi visual seperti warna, bentuk, tekstur, dan batas daun yang memungkinkan analisis lebih lanjut terhadap kondisi tanaman misalnya pengukuran luas daun atau identifikasi gejala penyakit. Melalui pemrosesan citra, bagian-daun yang memiliki gejala abnormal seperti bercak, perubahan warna atau bintik dapat diidentifikasi lebih awal daripada dengan pengamatan manual [13].

Dalam pertanian modern, citra daun digunakan sebagai input penting dalam sistem otomatisasi seperti metode pembelajaran mesin (*machine learning*) dan *deep learning*. Gambar daun diproses melalui langkah-langkah seperti segmentasi daun, ekstraksi fitur (warna, tekstur, bentuk) dan klasifikasi kondisi daun sehat atau terinfeksi penyakit sehingga memungkinkan deteksi dini secara cepat dan akurat.

Misalnya penelitian yang memanfaatkan citra daun tanaman herbal menggunakan *CNN* berhasil mencapai akurasi tinggi dalam identifikasi jenis tanaman berdasarkan daun [14].

Walaupun banyak manfaatnya, penggunaan citra daun dalam analisis tanaman menghadapi tantangan teknis seperti variasi pencahayaan, latar belakang yang kompleks, sudut pengambilan gambar yang berbeda, serta kondisi daun yang rusak atau tergores. Untuk itu, tahap *preprocessing* menjadi penting seperti normalisasi warna, *cropping* daun, dan *filter noise*. Selain itu, interpretabilitas hasil dari model yang menggunakan citra daun juga menjadi perhatian mengetahui fitur mana yang paling berpengaruh membantu menjelaskan keputusan model dan meningkatkan kepercayaan petani terhadap sistem otomatis [15].

2.4 Machine Learning

Machine Learning (Pembelajaran Mesin) adalah cabang dari kecerdasan buatan yang mempelajari cara membuat komputer mengenali pola dari data dan kemudian menggunakan pola tersebut untuk membuat prediksi atau keputusan tanpa harus diprogram secara eksplisit untuk setiap tugas. Pada dasarnya ML mengubah data menjadi model melalui proses pelatihan (*training*) sehingga model dapat menggeneralisasi pada data baru. Konsep dasar ini sering dijelaskan dalam literatur pendidikan dan artikel-ilmiah yang memperkenalkan teori, tipe-tipe pembelajaran (*supervised*, *unsupervised*, *reinforcement*), serta alur kerja umum (*preprocessing* → *training* → evaluasi) [16].

Dalam praktiknya, *machine learning* digunakan untuk berbagai aplikasi, misalnya klasifikasi citra, prediksi deret waktu, dan deteksi anomali. Untuk masalah

klasifikasi citra seperti deteksi penyakit tanaman berbasis citra daun alur kerja tipikal meliputi pengambilan gambar, segmentasi/penyaringan noise, ekstraksi fitur atau penggunaan fitur dari model pra-latih (*transfer learning*), lalu pelatihan model klasifikasi. Penerapan ini banyak didokumentasikan dalam jurnal-jurnal terapan yang menampilkan studi kasus dan eksperimen di lapangan maupun simulasi [17].

Perkembangan ke arah *deep learning* (jaringan saraf berlapis) memperluas kemampuan ML untuk otomatis mengekstrak fitur dari data mentah, terutama pada data visual dan suara. Namun, selain keuntungan akurasi, pendekatan ini membutuhkan dataset besar dan sumber daya komputasi lebih tinggi; oleh karena itu banyak studi membandingkan pendekatan tradisional berbasis fitur dengan metode deep learning untuk menemukan *trade-off* antara ketersediaan data, akurasi, dan efisiensi komputasi. Ulasan dan pengantar akademik tentang deep learning dan ML menjelaskan aspek-aspek tersebut serta tantangan implementasinya [18].

2.5 *Python*

Python adalah sebuah bahasa pemrograman tingkat tinggi (*high-level*) yang bersifat *open source* dan dirancang dengan sintaks yang jelas dan mudah dibaca. Karena desainnya yang sederhana dan mendekati bahasa manusia, *Python* sangat populer digunakan oleh pemula serta profesional. Keunggulan ini membuat *Python* cocok untuk berbagai aplikasi, mulai dari *scripting*, pengembangan *web*, ilmu data, hingga pembelajaran mesin. Dalam sebuah studi sistem informasi, *Python* dipandang sebagai bahasa yang fleksibel, portabel, dan mendukung berbagai paradigma pemrograman [19].

Di dunia pendidikan, *Python* sering dipilih sebagai bahasa pengantar

pemrograman karena kemudahan pemahamannya dan juga dukungan ekosistem yang luas. Sebagai contoh, pelatihan dasar pemrograman *Python* dengan menggunakan *Google Colaboratory* telah diterapkan di beberapa institusi untuk memperkenalkan konsep pemrograman tanpa harus memasang lingkungan kerja lokal. Dengan metode ini, peserta dapat belajar *Python* secara interaktif dan kolaboratif, memanfaatkan *platform* berbasis *cloud* yang ringan dan mudah diakses[20].

Selain digunakan untuk kuliah dan analisis data, *Python* juga diterapkan pada kegiatan pengabdian masyarakat dan pendidikan di sekolah menengah. Contohnya, dalam program pelatihan di SMKN, *Python* dijadikan alat untuk meningkatkan kompetensi digital guru TIK. Melalui workshop ini, guru tidak hanya belajar menyusun program sederhana, tetapi juga memahami logika pemrograman dan penerapannya dalam konteks pendidikan modern [21].

2.6 Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

Extreme Gradient Boosting (XGBoost) merupakan salah satu algoritma *Machine Learning* berbasis *ensemble* yang dikembangkan dari metode *Gradient Boosting*. Keunggulan *XGBoost* terletak pada kemampuannya dalam menangani data skala besar, proses pelatihan yang cepat, dan performa yang stabil untuk berbagai jenis tugas regresi dan klasifikasi. Dalam bidang pertanian, algoritma ini mulai banyak digunakan karena kemampuannya dalam menghasilkan model prediksi yang akurat dan efisien [22].

Salah satu contoh penerapan *XGBoost* dalam sektor pertanian ditunjukkan dalam penelitian yang dilakukan oleh Dhafin Riando dan Afiyati (2024). Mereka

menggunakan *XGBoost* untuk memprediksi harga jual cabai rawit di Provinsi DKI Jakarta dengan memanfaatkan data historis dan faktor-faktor iklim. Model *XGBoost* mampu mencapai akurasi R^2 sebesar 0,99 pada data pelatihan dan 0,92 pada data pengujian, serta tingkat validasi silang (*cross-validation*) sebesar 96%. Hasil ini menunjukkan bahwa *XGBoost* sangat efektif dalam mendeteksi pola fluktuasi harga komoditas, memberikan peluang besar bagi petani dan pelaku pasar untuk mengantisipasi perubahan harga secara lebih tepat waktu[23].

XGBoost juga terbukti sangat efektif dalam analisis spasial mendukung mitigasi bencana alam di pertanian, seperti prediksi kekeringan dan kebakaran lahan. Contoh penerapannya terlihat pada penelitian yang membandingkan model *XGBoost*, *Random Forest*, dan pendekatan *ensemble* dalam memprediksi pola curah hujan indikator utama risiko kebakaran hutan. Didi Sangaji dan Tata Sutabri (2024) memanfaatkan data historis curah hujan dan variabel lingkungan untuk merakit model prediktif. Hasil menunjukkan bahwa *XGBoost* memberikan kinerja terbaik dengan $RMSE \approx 122.40$ mm, $MAPE$ sebesar 12.35%, dan MSE sekitar 14.982,45, lebih unggul dibanding *Random Forest* yang mencatat $RMSE \approx 126.00$ mm dan $MAPE$ 13.28%. Temuan ini membuktikan bahwa *XGBoost* mampu menghasilkan estimasi spasial cuaca yang akurat, mendukung strategi mitigasi kekeringan atau kebakaran serta membantu merencanakan irigasi dan proteksi lahan secara lebih efektif[24].

Penelitian wijayanti dkk.(2024), Algoritma *XGBoost* melakukan klasifikasi dengan cara membangun serangkaian pohon keputusan yang bekerja secara kolektif untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Komponen perhitungan dalam model ini,

seperti penentuan nilai ambang batas (*threshold*) dan pemberian bobot pada setiap cabang, merupakan bagian dari karakteristik fitur yang diekstraksi [25].

Komponen perhitungan	Deskripsi teoritis (Wijayanti dkk,2024)	Fungsi dalam perhitungan
Nilai 0,8	Analisis karakteristik fitur merupakan tahap awal untuk identifikasi pola data	Nilai rata-rata warna daun turgor yang anda deteksi.
Batas 0,5 / 0,7	Ambang batas optimal yang memisahkan fitur secara efisien	Penentuan jalur ya atau tidak pada pohon keputusan.
Skor +0,5 / 0,4	Skor numerik yang menunjukkan kekuatan prediksi suatu fitur.	Kontribusi nilai pohon 1 dan 2 dalam sistem.
Persentase 89,39%	Transformasi hasil penjumlahan bobot menjadi nilai keyakinan.	Hasil diagnosa akhir tingkat keyakinan sistem.

2.7 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 alir, *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 [26].

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 [27].

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[28].

2.8 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 [29].

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 [30].

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 [31].

2.9 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 [32].

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 [33].

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 [34].

2.10 *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 [35].

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 [36].

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 [37].

2.11 *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* [38].

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 [39].

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 [40].

2.12 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 [41].

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 [42].

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 [43].

2.13 *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 [44].

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 [45].

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 [46].

2.14 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	Noorishta Hashmi, Dr Mohammad Haroon	2025	Pendekatan <i>Hybrid Deep Learning</i> untuk Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi	Deteksi dini terhadap penyakit daun pada tanaman padi sangat penting dalam menunjang keberhasilan sektor pertanian. Penelitian ini mengusulkan pendekatan baru berbasis <i>deep learning</i> dengan menggabungkan dua arsitektur canggih, yaitu <i>Hierarchical Convolutional Recurrent Neural Network</i> (HCRNN) dan <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM). Model ini dirancang untuk

				mengidentifikasi penyakit tanaman padi melalui citra daun secara <i>real-time</i> dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu 98,5%. Kombinasi HCRNN dan LSTM memungkinkan model untuk menangkap informasi spasial (pola, warna, dan tekstur daun) sekaligus memahami dinamika temporal perkembangan penyakit seiring waktu. Model ini berhasil mengatasi keterbatasan metode tradisional yang hanya mampu menganalisis data statis dan memerlukan banyak data berlabel. Selain menunjukkan performa lebih unggul dibandingkan model seperti CNN, <i>AlexNet</i>, dan DSGANN, model ini juga memberikan solusi yang lebih efisien dan relevan untuk praktik pertanian presisi. Meski memerlukan sumber daya komputasi yang lebih tinggi, akurasi dan ketepatan prediksi yang dihasilkan membenarkan kompleksitas tersebut. Dengan demikian, pendekatan HCRNN-LSTM ini menjadi kerangka kerja yang kuat dalam deteksi dan prediksi penyakit tanaman padi, dan berpotensi diterapkan pada tanaman
--	--	--	--	---

				lain serta dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan data lingkungan seperti kondisi tanah dan cuaca.
2.	Anand Digambarao Kadam, Dr. Nagsen Samadhan Bansod	2025	Peningkatan Prediksi Hasil Panen Menggunakan Pembelajaran Mesin: Studi Komprehensif untuk Pertanian Berkelanjutan	Penelitian ini menggunakan empat algoritma <i>machine learning</i> <i>LightGBM</i> , <i>Random Forest</i> , <i>XGBoost</i> , dan <i>Support Vector Regression</i> (SVR) untuk meningkatkan akurasi prediksi hasil panen di wilayah Maharashtra dengan memanfaatkan data tanah dan lingkungan dari sepuluh komoditas utama. Berdasarkan perbandingan menggunakan <i>Mean Squared Error</i> (MSE) dan R^2 <i>Score</i> , <i>LightGBM</i> terbukti menjadi model paling akurat dan efisien dengan kemampuan prediksi yang hampir sempurna. Meskipun <i>XGBoost</i> dan <i>Random Forest</i> juga menunjukkan performa yang baik, SVR mengalami kegagalan karena metode penskalaannya tidak cocok dan tidak mampu menangani pola data non-linear dalam dataset berskala besar. Visualisasi data melalui grafik batang, plot sebar, dan grafik SHAP membantu interpretasi hasil secara lebih mudah bagi

				pengguna dengan berbagai tingkat pemahaman teknis. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa machine learning memainkan peran penting dalam mendukung pertanian presisi, membantu petani membuat keputusan yang lebih tepat dalam perencanaan tanam, penggunaan sumber daya secara efisien, dan prediksi hasil panen di masa depan, yang pada akhirnya mendukung praktik pertanian berkelanjutan dan ketahanan pangan.
3.	Tinuk Agustin, Indrawan Ady Saputro, Mochammad Luthfi Rahmadi	2025	Optimasi Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Augmentasi Data Berbasis GAN pada Jaringan Saraf Konvolusiona l (CNN)	Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan <i>Generative Adversarial Networks</i> (GAN), khususnya DCGAN, efektif dalam meningkatkan akurasi model CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman padi. Dibandingkan augmentasi data klasik yang hanya memodifikasi gambar yang sudah ada, DCGAN mampu menghasilkan data sintetis yang realistis dan bervariasi, sangat bermanfaat terutama untuk dataset kecil dan tidak seimbang. Meskipun membutuhkan sumber daya komputasi besar dan penyetelan parameter yang kompleks, gabungan antara

				augmentasi klasik dan DCGAN terbukti sebagai pendekatan terbaik untuk meningkatkan kinerja model dengan meningkatkan kuantitas dan kualitas data pelatihan.
4.	Tharani Pavithra P, Baranidharan B	2024	Model Hybrid ViT-CNN untuk Identifikasi Penyakit Daun Padi	Identifikasi dini penyakit daun padi sangat penting untuk mencegah penyebaran luas dan kerugian ekonomi yang besar. Studi ini menggabungkan <i>Vision Transformer</i> (ViT) dan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dalam arsitektur <i>hybrid</i> untuk mendeteksi lima jenis penyakit utama pada daun padi. Kombinasi ini memanfaatkan keunggulan masing-masing model, menghasilkan akurasi prediksi yang sangat tinggi hingga 100% dan presisi sebesar 93,84%. Meskipun citra yang digunakan memiliki latar dan pencahayaan beragam, pendekatan ini menunjukkan potensi besar untuk diperluas ke lingkungan pertanian nyata yang lebih kompleks. Dengan integrasi teknologi seperti pemantauan berbasis drone, model ViT-CNN ini dapat memberikan informasi <i>real-time</i> kepada petani untuk pengambilan keputusan yang lebih tepat

				dan mendukung pertanian presisi di masa depan.
5.	Ella Budi Wijayanti, De Rosal Ignatius Moses Setiadi, dan Bimo Haryo Setyoko	2024	Analisis Dataset dan Karakteristik Fitur untuk Memprediksi Produksi Padi Berdasarkan <i>eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)</i>	Penelitian ini memaparkan penggunaan <i>XGBoost</i> untuk prediksi hasil panen padi, yang menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan metode lain dengan evaluasi menggunakan metrik R2, MAE, dan MSE. Model ini membuktikan keandalannya melalui validasi silang K-Fold dan analisis fitur, yang mendukung pengambilan keputusan dalam bidang pertanian global dan ketahanan pangan. Kombinasi dataset FAO dan <i>World Bank</i> juga dapat meningkatkan performa prediksi, seperti yang dibuktikan dengan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan menggunakan dataset FAO saja. Analisis korelasi fitur menggunakan heatmap juga menunjukkan bahwa fitur dengan korelasi terendah (pestisida) tidak selalu lebih baik jika dihapus. Fitur pestisida ternyata memiliki pengaruh signifikan terhadap prediksi karena berperan dalam melindungi tanaman dari

				hama dan penyakit. Sayangnya, model <i>XGBoost</i> yang diusulkan memiliki nilai MAE dan MSE yang cukup tinggi, sehingga meskipun secara umum model ini menghasilkan prediksi yang baik, prediksi spesifik mungkin kurang akurat. Ke depannya, model ini tentu perlu dikembangkan lebih lanjut untuk mendapatkan performa prediksi yang lebih optimal.
6.	Hairani, Triyanna Widiyaningtyas	2024	Deteksi Penyakit Tanaman Padi dengan Augmentasi Data menggunakan Jaringan Saraf Konvolusional	Berdasarkan hasil penelitian yang dipublikasikan dalam jurnal INTENSIF (Vol. 8 No. 1, 2024), dapat disimpulkan bahwa metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) yang dikombinasikan dengan proses data augmentation terbukti sangat efektif dalam mendeteksi jenis penyakit pada daun tanaman padi. Dengan menggunakan citra daun padi yang telah melalui proses augmentasi, model CNN mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 99,7%, jauh lebih tinggi dibandingkan metode-metode sebelumnya. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa augmentasi data berperan penting dalam mengatasi permasalahan ketidakseimbangan data

				serta meningkatkan kinerja model. Temuan ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan sistem diagnosis penyakit tanaman padi secara otomatis dan akurat.
7.	Srividya Karakanti, Dr. Siva Rama Krishna Sarma Veerubhotla, Ram Chalamalasetti	2023	Analisis Model Pembelajaran Mesin yang Digunakan untuk Mendiagnosis Penyakit Tanaman Padi Sebuah Tinjauan	Penyakit tanaman padi dan sektor pertanian dapat mengalami kerugian yang signifikan. Sistem otomatis yang mampu memberikan pemberitahuan dini tentang penyakit dapat dibuat menggunakan teknologi komputer dan komunikasi. Kami telah menyelidiki fakta bahwa terdapat banyak solusi menggunakan berbagai prosedur pembelajaran mesin dan pengolahan citra. Karya ini menganalisis dan mengompilasi teknik pembelajaran mesin dan pengolahan citra yang telah digunakan untuk mengidentifikasi penyakit. Berbagai model pembelajaran mesin yang digunakan untuk mendeteksi penyakit pada tanaman padi dirangkum dalam artikel ini.
8.	Kishore Kumar K, Kannan	2022	Jaringan Saraf Dalam yang Efisien untuk Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi	Saat ini, para peneliti terdorong untuk melakukan studi komprehensif tentang deteksi penyakit tanaman menggunakan teknik analisis citra daun melalui

			menggunakan Kerangka Pembelajaran <i>Ensemble XGBoost</i>	perkembangan teknologi computer vision. Manfaat dari metode otomatis untuk mendeteksi penyakit padi bisa sangat berguna bagi petani dan organisasi pertanian. Tujuan dari studi ini adalah untuk mengidentifikasi penyakit padi dengan cepat dan akurat dengan menggabungkan model pembelajaran ensemble <i>XGBoost</i> dengan kerangka kerja Keras <i>Inception ResNet V2</i>. <i>Optimizer</i> Adam juga digunakan untuk meningkatkan kerangka kerja yang diusulkan dengan mempercepat proses pembelajaran dan pelatihan. Dataset yang berisi 53.656 foto dari enam jenis penyakit padi yang berbeda dibuat untuk penelitian ini. Berdasarkan gambar yang telah dilatih dan diuji tersebut, pendekatan konseptual ini mengungguli model pemantauan konvensional dengan akurasi lebih dari 99%, skor F1 sebesar 0,95, presisi 0,96, dan <i>recall</i> 0,93. Temuan yang diusulkan dalam studi ini memberikan bukti yang sangat positif untuk mengidentifikasi secara akurat daun yang sehat serta berbagai jenis daun yang
--	--	--	--	--

				sakit baik pada foto laboratorium maupun lapangan. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut perlu dilakukan untuk membangun mekanisme dinamis dalam mendeteksi penyakit daun padi yang meluas. Sistem ini mungkin berguna untuk memodernisasi sektor pertanian, bisa dipertimbangkan untuk diproses di berbagai perangkat <i>mobile</i> , dan kemungkinan diimplementasikan dalam <i>Internet of Things</i> pertanian.
9.	G. K. V. L. Udayananda, Chathurangi Shyalika, P. P. N. V. Kumara	2022	Diagnosa Penyakit Tanaman Padi menggunakan Teknik Pembelajaran Mesin: Tinjauan Komprehensif	CNN (<i>Convolutional Neural Networks</i>) dianggap sebagai teknik paling efektif untuk masalah prediksi berbasis gambar karena memerlukan sedikit pra-pemrosesan. Studi ini meninjau penggunaan <i>Deep Learning</i> dalam diagnosis dan klasifikasi penyakit tanaman padi, mencakup berbagai tahapan seperti klasifikasi, pengenalan, segmentasi, dan deteksi. Model populer seperti VGG16, VGG19, <i>MobileNet</i> , <i>LeNet5</i> , dan <i>ResNet</i> telah menunjukkan akurasi yang baik, dengan <i>MobileNet-V2</i> , <i>LeNet5</i> , dan VGG-19 mencapai sekitar 76-77% akurasi. Model <i>hybrid</i> yang membutuhkan lebih sedikit parameter pelatihan juga terbukti lebih

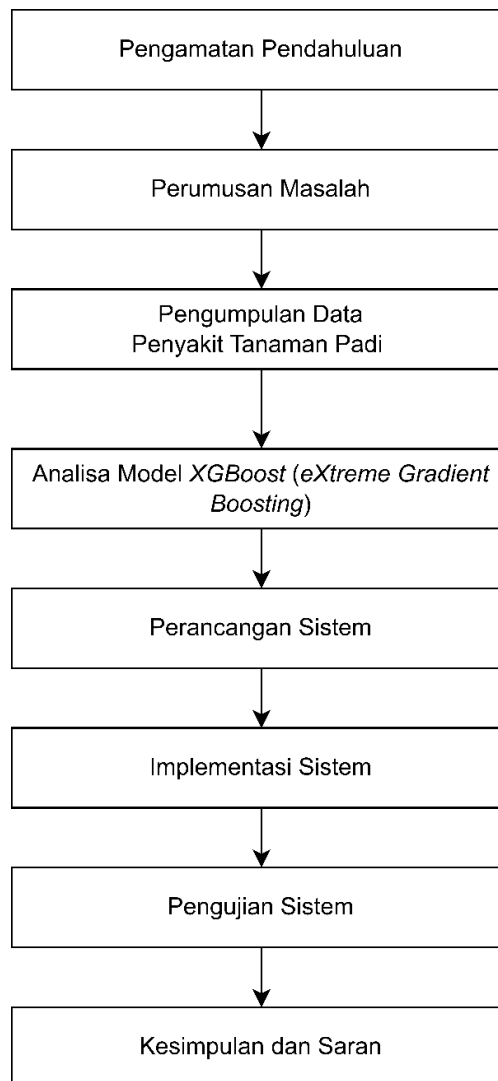
				akurat. Dari berbagai penelitian, R-CNN muncul sebagai model terbaik untuk mendeteksi penyakit padi dengan akurasi tinggi, yaitu 96% untuk blast, 95% untuk bercak coklat, dan 94,5% untuk <i>Sheath blight</i>. Secara keseluruhan, tinjauan ini membahas berbagai struktur <i>Deep Learning</i> dan metode pemetaan yang digunakan untuk deteksi penyakit pada tanaman padi.
10.	Runzhong Yu, Wu Yang, dan Chengyi Yang	2022	Algoritma <i>XGBoost</i> dengan Privasi Diferensial untuk Pelacakan Varietas Padi	Dalam penelitian ini, kami mengusulkan metode pembelajaran mesin <i>privat</i> untuk pelacakan varietas padi yang dinamakan DP-XGB. Kami menyarankan penerapan privasi diferensial sebagai ukuran risiko kebocoran privasi, serta membekali model dengan fungsi perlindungan privasi melalui mekanisme Gaussian. Secara lebih spesifik, kami memilih turunan pertama dan turunan kedua dari fungsi loss yang dihasilkan dalam proses iteratif model <i>XGBoost</i> yang diberikan gangguan dengan <i>noise</i> acak yang mengikuti distribusi <i>Gaussian</i>, sehingga model dapat memperoleh jaminan privasi dalam tugas pelacakan. Eksperimen dengan data yang kami kumpulkan memverifikasi bahwa DP-XGB memiliki sifat

				perlindungan privasi dengan jaminan privasi diferensial. Selain itu, kami juga memberikan metode untuk menghitung akumulasi anggaran privasi, serta menunjukkan bagaimana mencapai tingkat jaminan privasi diferensial yang berbeda dengan mengatur parameter-parameter tertentu.
--	--	--	--	--

BAB III

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:



3.1 Gambar Metodologi Penelitian

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

3.1 Pengamatan Pendahuluan

Tahapan awal dalam penelitian ini adalah pengamatan pendahuluan yang bertujuan untuk memahami permasalahan dalam identifikasi dan pengendalian penyakit pada tanaman padi, yang sering menjadi penyebab utama turunnya produktivitas pertanian. Pengamatan ini dilakukan melalui studi literatur terhadap berbagai penelitian sebelumnya yang membahas penerapan teknologi berbasis citra digital dan algoritma *machine learning*, khususnya *XGBoost*, dalam deteksi penyakit tanaman. Berdasarkan hasil pengamatan, ditemukan bahwa metode *XGBoost* memiliki keunggulan dalam hal akurasi dan efisiensi dalam proses klasifikasi data berlabel, termasuk dalam konteks klasifikasi citra daun tanaman. Pendekatan ini memberikan dasar yang kuat untuk mengembangkan sistem deteksi dini penyakit padi yang dapat membantu petani dalam mengambil keputusan yang cepat dan tepat, serta berkontribusi terhadap peningkatan hasil pertanian secara keseluruhan.

3.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan pengamatan pendahuluan, permasalahan utama yang dirumuskan dalam penelitian ini adalah bagaimana membangun sistem deteksi penyakit tanaman padi menggunakan algoritma *XGBoost* berbasis citra daun, sehingga dapat menghasilkan klasifikasi penyakit yang akurat dan efisien. Sistem ini diharapkan mampu mendeteksi gejala penyakit secara dini dan memberikan informasi yang

dapat dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan dalam pengendalian penyakit, guna meningkatkan produktivitas pertanian secara keseluruhan.

3.3 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra daun tanaman padi yang terdiri dari dua kategori utama, yaitu daun sehat dan daun yang terinfeksi penyakit. Data dikumpulkan dari dua sumber: (1) dataset publik yang tersedia di repositori daring seperti *Kaggle* atau *PlantVillage*, serta (2) dokumentasi lapangan melalui pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera digital pada lahan pertanian. Setiap citra mencerminkan kondisi daun dengan variasi warna, bentuk, serta tekstur yang berbeda. Pemilihan data mempertimbangkan keberagaman jenis penyakit dan kondisi pencahayaan guna memastikan bahwa model yang dibangun mampu mengenali berbagai karakteristik gejala penyakit pada tanaman padi secara representatif.

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

XGBoost merupakan algoritma pembelajaran mesin yang menggabungkan beberapa pohon keputusan secara bertahap dengan menggunakan teknik *gradient boosting* untuk meningkatkan akurasi prediksi. Setiap pohon baru yang dibangun berfokus pada memperbaiki kesalahan dari pohon sebelumnya, sehingga menghasilkan model yang lebih akurat. Keunggulan *XGBoost* terletak pada kemampuannya untuk mengelola data berukuran besar dan kompleks dengan efisiensi komputasi yang tinggi.

Dalam analisis model *XGBoost*, beberapa hal penting yang diperhatikan

meliputi pemilihan fitur, pengaturan hyperparameter, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik seperti R^2 , MAE, dan MSE. Model ini juga menerapkan teknik regularisasi guna mencegah *overfitting*, sehingga prediksi yang dihasilkan dapat lebih akurat saat diaplikasikan pada data baru.

Selain itu, *XGBoost* mengoptimalkan pelatihan dengan paralelisasi dan pemrosesan yang efisien, membuatnya lebih cepat dibandingkan metode boosting konvensional. Dalam konteks prediksi hasil panen padi, model ini mampu memanfaatkan berbagai fitur seperti data cuaca, penggunaan pupuk, dan varietas tanaman untuk memberikan prediksi yang lebih andal.

Secara keseluruhan, analisis menunjukkan bahwa *XGBoost* adalah model yang efektif dan efisien untuk berbagai tugas prediksi, termasuk klasifikasi dan regresi dalam bidang pertanian, serta memiliki potensi besar dalam membantu pengambilan keputusan berbasis data di sektor ini.

3.5 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan dengan membangun arsitektur sistem deteksi penyakit tanaman padi berbasis algoritma *XGBoost*. Proses perancangan mencakup beberapa tahapan penting, mulai dari pengumpulan citra daun padi sebagai data input, *pra-pemrosesan* citra untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data, hingga proses ekstraksi fitur untuk memperoleh informasi penting dari citra.

Pada tahap berikutnya, dilakukan pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma *XGBoost*, yang telah terbukti efektif dalam menangani data berlabel dengan jumlah fitur yang kompleks. Pengaturan parameter seperti *learning rate*, *max depth*, dan *n_estimators* disesuaikan melalui proses tuning guna mendapatkan

performa model yang optimal.

Selain itu, perancangan juga mencakup evaluasi model dengan menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil dari sistem ini akan menjadi dasar dalam pengambilan keputusan terkait tindakan pengendalian penyakit secara dini, sehingga dapat membantu petani dalam meningkatkan efisiensi produksi dan produktivitas pertanian secara keseluruhan.

3.6 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 : *Visual Studio Code, Web Browser Google Chrome*

3.7 Pengujian Sistem

Pengujian sistem bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana algoritma

XGBoost yang diterapkan mampu mengklasifikasikan penyakit tanaman padi secara akurat berdasarkan citra daun. Pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data pelatihan dan data pengujian menggunakan metode *hold-out* atau *k-fold cross-validation* untuk memastikan keakuratan dan kestabilan performa model. Setelah proses pelatihan dan prediksi dilakukan, hasilnya dievaluasi menggunakan beberapa metrik evaluasi klasifikasi. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui efektivitas sistem deteksi yang dibangun dan memastikan bahwa hasil klasifikasi sudah optimal atau masih memerlukan penyempurnaan pada parameter model maupun proses pengolahan data.

Metrik evaluasi yang digunakan meliputi:

1. Akurasi (*Accuracy*): Mengukur persentase prediksi yang benar terhadap seluruh data pengujian.
2. Presisi (*Precision*): Mengukur proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif.
3. Recall (*Sensitivity*): Mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data positif yang sebenarnya.
4. *F1-Score*: Rata-rata harmonis dari presisi dan *recall*, digunakan untuk menilai keseimbangan antara keduanya.
5. *Confusion Matrix*: Menyediakan rincian prediksi benar dan salah untuk setiap kelas, sehingga dapat diketahui jenis kesalahan klasifikasi yang terjadi.

3.8 Kesimpulan dan Saran

Tahapan akhir dalam penelitian ini adalah menarik kesimpulan dari hasil

evaluasi terhadap sistem deteksi penyakit tanaman padi berbasis algoritma *XGBoost*. Berdasarkan pengujian, sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan citra daun padi dengan akurasi yang cukup tinggi, sehingga menunjukkan bahwa *XGBoost* merupakan metode yang efektif dalam mendeteksi penyakit tanaman secara otomatis. Sistem ini diharapkan dapat membantu petani dalam melakukan identifikasi dini terhadap penyakit padi, yang pada akhirnya dapat meningkatkan produktivitas pertanian. Untuk pengembangan ke depan, disarankan agar digunakan dataset citra daun yang lebih besar dan beragam, dilakukan eksplorasi algoritma klasifikasi lain seperti *Random Forest* atau CNN sebagai pembanding, serta integrasi sistem dengan aplikasi berbasis *mobile* atau perangkat IoT agar lebih aplikatif di lapangan. Selain itu, penambahan fitur pendeteksian tingkat keparahan penyakit juga dapat menjadi nilai tambah dalam pengembangan sistem yang lebih komprehensif.