

Implementasi Metode YOLOv10 Untuk Mendeteksi Penyakit Melalui Analisis Citra Daun Pada Tanaman Padi

Encik Yoega Renaldi^{*1}, Sumijan², Rini Sovia³

¹Program Studi Sistem Komputer, Universitas Pamulang

^{2,3}Program Studi Magister Teknik Informatika, Universitas Putra Indonesia “YPTK” Padang

Email: *1dosen03347@unpam.ac.id, sumijan@upiypk.ac.id, rini_sovia@upiypk.ac.id

(Naskah masuk: 19 Februari 2025, diterima untuk diterbitkan: 20 Oktober 2025)

Abstrak: Padi menjadi makanan pokok bagi hampir 80% untuk diseluruh Indonesia, yang penghidupannya sangat bergantung pada hasil panen. Sektor pertanian padi menghadapi tantangan berupa penyakit pada daun tanaman, dengan mayoritas petani masih menggunakan metode konvensional dalam deteksi penyakit, menyebabkan keterlambatan penanganan. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi dini penyakit tanaman padi menggunakan kecerdasan buatan dan computer vision dengan deep learning. Implementasi metode YOLOv10 yang efektif dengan menghilangkan penekanan Non-Maximum Suppression untuk mengurangi komputasi secara signifikan. Data penelitian yang dikumpulkan di Dinas Pertanian Kota Padang mencakup 1.446 citra dari tiga jenis penyakit: hawar daun bakteri, cendawan bercak, dan virus tungro. Pre-processing melalui augmentasi data, dataset diperbesar menjadi 10.122 citra. Pelatihan model selama 100 epoch menghasilkan tingkat kepercayaan untuk penyakit daun bakteri hawar (90%), cendawan bercak (91%), dan virus tungro (98%). Sistem mencapai tingkat kepercayaan mAP 93%, Skor F1 88%, dengan waktu komputasi 0,9 detik per citra. Sistem ini menjadi solusi efektif dan efisien bagi para ahli pertanian dan petani dalam menganalisis tingkat keparahan penyakit daun pada tanaman padi.

Kata Kunci – Daun; Padi; Citra; Pre-processing; YOLOv10

Implementation of the YOLOv10 Method to Detect Diseases Through Leaf Image Analysis in Rice Plants

Abstract: Rice is the staple food for almost 80% of all Indonesians, whose livelihoods are highly dependent on the harvest. The rice farming sector faces challenges in the form of leaf diseases, with the majority of farmers still using conventional methods in disease detection, causing delays in handling. This study develops an early detection system for rice plant diseases using artificial intelligence and computer vision with deep learning. The implementation of the YOLOv10 method is effective by eliminating Non-Maximum Suppression to significantly reduce computation. The dataset obtained from the Padang City Agriculture Service consists of 1,446 images classified into three disease categories: bacterial leaf blight, leaf spot fungus, and tungro virus. Pre-processing through data augmentation, the dataset was enlarged to 10,122 images. Model training for 100 epochs resulted in a confidence level for bacterial leaf blight (90%), leaf spot fungus (91%), and tungro virus (98%). The system achieved a confidence level of 93% mAP, F1 Score of 88%, with a computation time of 0.9 seconds per image. This system is an effective and efficient solution for agricultural experts and farmers in analyzing the severity of leaf diseases in rice plants.

Keywords – Leaf; Rice; Citra; Pra-processing; YOLOv10

1. PENDAHULUAN

Teknologi menjadi kekuatan pendorong utama perubahan dalam masyarakat modern yang berkembang pesat seiring kemajuan ilmu pengetahuan [1]. Salah satu inovasi teknologi yang signifikan dimasa ini merupakan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang menawarkan solusi canggih melalui teknik *object detection* berbasis *deep learning*. Pendekatan tersebut juga bagian penting dari *machine learning*, *deep learning* memungkinkan pendeteksian objek secara akurat dalam bidang *computer vision* yang mampu meniru cara manusia dalam mengenali, melacak, dan memproses informasi visual[2].

Computer vision dengan penerapan pengolahan citra mampu melakukan klasifikasi dan mendeteksi objek dengan komputasi digital [2]. Teknik implementasi pengolahan citra memanfaatkan komputasi pada konversi citra analog menjadi digital memanfaatkan ekstraksi fitur utama objek, termasuk bentuk dengan *Canny Edge*, warna dengan *RGB*, tekstur dengan *GLCM*, dan lokasi melalui citra *statis* dan *dinamis* [3], [4], [5]. Penerapan metode pengolahan citra untuk *object detection*, turunan dari jaringan *convolutional* seperti YOLO (You Only Look Once), menawarkan solusi yang cepat dan efektif dalam pendeteksian [6].

YOLO (*You Only Look Once*) telah berkembang pesat dengan beberapa versi-versi terbarunya yang semakin cepat dan akurat dalam mendeteksi objek [7]. Model YOLOv10 yang lahir pada tahun 2024, memiliki pembaruan dalam deteksi objek dengan memperbaiki kelemahan dari versi sebelumnya, menghilangkan penekanan *Non-Maximum Suppression* dan optimasi model yang mengurangi beban komputasi secara signifikan, menghasilkan performa optimal dengan akurasi dan latensi terbaik pada berbagai skala model [8]. YOLO dikenal juga memiliki kemampuan generalisasi yang kuat berkat peningkatan struktur model, seperti penambahan lapisan konvolusi untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur [9]. Metode berbasis grid, yang membagi gambar menjadi beberapa bagian yang lebih kecil untuk memperkirakan kotak pembatas, keberadaan objek, dan kelas yang sesuai, meningkatkan efisiensi deteksi objek. [10], [11]. pelatihan YOLO melibatkan lebih banyak gambar dan video dapat mengatasi berbagai tantangan dalam deteksi objek, sehingga menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi [12], [13].

Tanaman daun padi merupakan sumber pangan utama bagi sekitar 80% penduduk Indonesia, yang bergantung pada tanaman ini untuk memenuhi kebutuhan sehari-hari [12]. Selain menjadi komoditas penting yang mendukung perekonomian, padi rentan terhadap berbagai penyakit sebelum panen [4]. Penyakit terinfeksi pada daun padi merupakan salah satu ancaman utama yang dapat berdampak serius terhadap kualitas dan jumlah hasil panen [14], [15]. Cuaca berperan penting. Hama berkembang pesat saat musim kemarau, sedangkan penyakit patogen subur di musim hujan karena kelembapan tinggi pada tanaman [16]. Daun padi yang terinfeksi beberapa penyakit, menunjukkan bercak dengan pola dan warna tertentu. Gejala ini lebih mudah terlihat di daun karena memiliki penampang yang luas [17]. Mendeteksi penyakit pada daun padi berperan penting dalam meminimalkan risiko ini. [14], [18], [19], [20].

Lahan pertanian yang masih belum menerapkan teknologi sistem pendeteksian kecerdasan buatan dengan masih banyak petani menggunakan cara konvensional untuk mengetahui jenis penyakit daun padi. Keterlambatan dalam mengenali penyakit sering memperparah gejala dan berisiko menyebabkan gagal panen. [15], [21]. kerugianpun yang tidak terhindarkan juga terjadi pada petani setempat [22], [23]. Penelitian ini mengeksplorasi berbagai teknik untuk mengidentifikasi penyakit pada daun padi dan bertujuan menemukan cara optimal untuk mengurangi keparahan penyakit [24]. pertanian modern penting dalam mengembangkan pendekatan yang lebih efisien untuk memudahkan petani mengidentifikasi penyakit pada tanaman padi. Deteksi penyakit menggunakan pemrosesan citra dengan Algoritma YOLOv10 menjadikan penelitian yang terdepan dan memberikan solusi efektif cepat [25].

Beberapa penelitian terkini mengenai implementasi YOLOv10 menunjukkan keefektifan model ini dalam berbagai aplikasi seperti pengembangan YOLOv10n-FCDS untuk deteksi gulma menggunakan drone dengan peningkatan presisi 2,6% dan akurasi total 87,4%. Model ini berhasil mengatasi tantangan dalam mendeteksi objek kecil dan membedakan gulma dari tanaman padi [26]. Selanjutnya, Penerapan YOLOv10 untuk deteksi kanker kulit menggunakan dataset ISIC 2017 dan Roboflow. Hasil pengujian menunjukkan performa yang mengagumkan dengan precision 1, recall 0,88-0,95, mAP 50 0,79-0,94, dan F-score 82% [27].

Berdasarkan pendahuluan yang telah dipaparkan dan didukung oleh penelitian-penelitian terdahulu sebagai landasan kuat bahwa model YOLOv10 dapat diadaptasi untuk mendeteksi gejala penyakit pada citra daun padi untuk pengembangan teknologi di sektor pertanian memudahkan

pakar pertanian dan petani dalam menganalisis lebih efektif hingga penanganan secara cepat dan efisien.

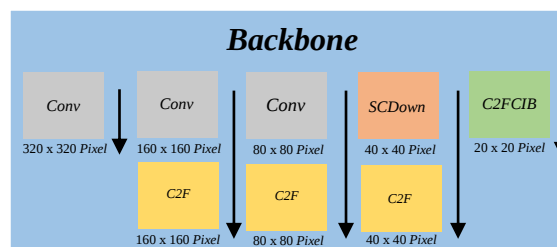
2. METODOLOGI PENELITIAN

Tahapan dari metodologi untuk penelitian seperti evolusi yang diterapkan dalam pengembangan studi ini dan sebagai panduan untuk memahami arsitektur penerapan metode yang digunakan hingga mencapai tujuan penelitian dengan maksimal.

2.1. Penerapan Arsitektur Model YOLOv10

2.1.1. Backbone

Penerapan model YOLOv10 yang di rancangan oleh peneliti wang dan kawan kawan 2024 [8], dijelaskan melalui tahapan pengolahannya dari *Backbone* atau tulang punggung pada Model yang dikembangkan. Dimulai Citra RGB berukuran 640×640 pixel akan diproses dan terjadi serangkaian proses konvolusi yang menurunkan dimensi citra secara bertahap seperti pada Gambar 1 dibawah berikut.

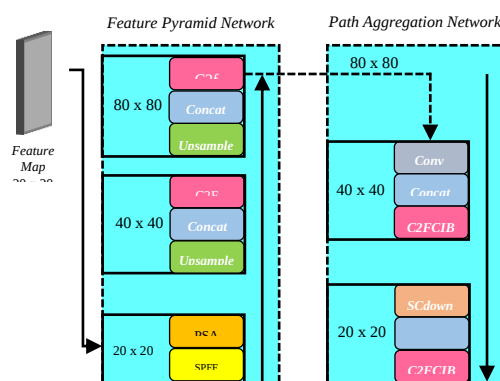


Gambar 1. Citra melalui Backbone

Penjelasan Gambar 1 Dimulai dengan konvolusi layer yang menghasilkan *feature map* berukuran 320×320 , dilanjutkan dengan konvolusi layer kedua menghasilkan ukuran 160×160 , dan konvolusi layer ketiga menghasilkan ukuran 80×80 . Dalam proses ini, model menggunakan teknik *Cross Stage Feature fusion* (C2f) untuk mengoptimalkan ekstraksi fitur, serta *Spatial Channel Down-sampling* (SCDown) untuk mengurangi dimensi spasial secara efisien. Proses *backbone* diakhiri dengan penggunaan C2fCIB yang menghasilkan *feature map* berukuran 20×20 .

2.1.2. Neck (FPN-PAN)

Proses selanjutnya berlanjut ke bagian neck, yang berfungsi untuk menggabungkan serta memperkuat fitur dari berbagai tingkatan lapisan jaringan, sehingga informasi dari level rendah hingga tinggi dapat digunakan secara lebih efektif dalam proses deteksi seperti pada Gambar 2.

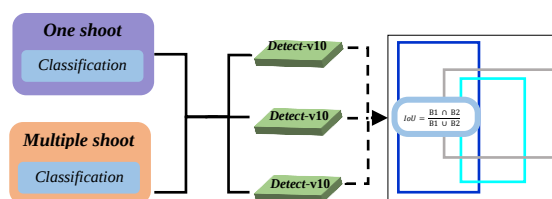


Gambar 2. *Feature Map* Diproses dalam *Neck*

Gambar 2 menunjukkan tahapan model memproses *feature map* melalui *backbone network* (20x20 pixel). Proses dimulai dari FPN pada *neck* menggunakan SPPF (*Spatial Pyramid Pooling - Fast*) dengan kernel 5x5 untuk ekstraksi informasi kontekstual. Model menggunakan PSA (*Path Selective Attention*) untuk fokus pada area relevan dalam citra penyakit daun padi. Proses *upsampling* 2x meningkatkan resolusi *feature map* dari 20x20 ke 40x40 hingga 80x80 pixel. C2fCIB melakukan ekstraksi fitur mendalam (channel depth 256). PAN memproses ukuran 80x80 pixel menjadi 40x40 pixel untuk optimasi ekstraksi. Ukuran dikurangi ke 20x20 pixel dan digabungkan menggunakan *Concatenation* dengan output 1x1 untuk menghasilkan informasi penyakit daun.

2.1.3. *Head*

Tahap selanjutnya, dari pendeteksian arsitektur ini merupakan bagian *head*, yang bertanggung jawab untuk melakukan deteksi aktual terhadap penyakit pada daun padi, seperti pada Gambar 3.

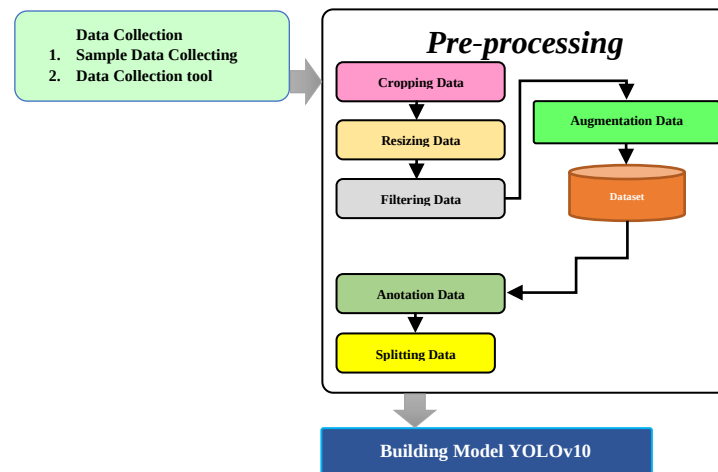


Gambar 3. Proses Citra didalam *Head* sampai *Output*

Penjelasan Gambar 3 menunjukkan tahapan proses yang menggunakan *dual assignment* untuk *classification* dalam mengenali karakteristik citra dengan satu atau multiple target untuk menampilkan *class*. Pendekatan *multi-skala* memungkinkan model mendeteksi penyakit pada daun padi dengan berbagai ukuran, dari gejala kecil hingga yang mencakup sebagian besar area daun, sehingga meningkatkan akurasi dan reliabilitas deteksi. Model menggunakan *Detect-v10* untuk melakukan deteksi pada tiga skala berbeda. Output akhir citra menampilkan bounding box beserta class yang terdeteksi, dimana model akan memprediksi bagian pixel yang terdeteksi untuk setiap jenis penyakit daun padi. Hasil akhir dikalkulasi menggunakan *Evaluation Metric* yang menghasilkan nilai *confidence score* dan persentase tingkat keyakinan deteksi bounding box untuk setiap kelas penyakit pada citra

2.2. *Kerangka Penelitian*

Penelitian ini dirancang untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit padi berbasis analisis citra daun menggunakan pendekatan YOLOv10. Metodologi terstruktur ini memastikan keandalan dan akurasi hasil penelitian dalam mengidentifikasi penyakit tanaman padi melalui pemrosesan citra digital. YOLOv10 dipilih karena kemampuannya dalam deteksi objek yang efektif. Tahapan penelitian dirancang terintegrasi dari pengumpulan data hingga pembangunan model untuk mencapai tujuan yang tervalidasi. Alur penelitian diilustrasikan dalam Gambar 1, yang menyajikan tahapan proses secara rinci.



Gambar 4. Kerangka Proses Penelitian

Gambar 4 mengilustrasikan tahapan proses penelitian, dalam melakukan pemrosesan data hingga model dibuat. Penelitian ini terdiri dari tiga tahapan utama yang saling berkaitan. Tahap pertama dimulai dengan *Data Collection* yang mencakup dua aktivitas yaitu *Sample Data Collecting* dan *Data Collection tool*. Setelah *Data Collection*, proses berlanjut ke tahap *Pre-processing* yang merupakan tahap persiapan dan pengolahan data awal. Tahap *pra-processing* melalui serangkaian proses yang dimulai dengan *Cropping Data*, dilanjutkan dengan *Resizing Data* untuk mengubah ukuran data, dan *Filtering Data* serta penyaringan data. Data yang telah difilter kemudian dapat melalui proses *Augmentation Data* dengan penambahan variasi data yang hasilnya disimpan dalam *Dataset*. *Dataset* ini kemudian diproses melalui *Anotation Data* atau pelabelan data dan akhirnya dipecah melalui proses *Splitting Data*. Setelah seluruh tahap *pre-processing* selesai, penelitian berlanjut ke tahap akhir yaitu *Building Model YOLOv10* (Pembangunan Model YOLOv10) yang merupakan tahap pengembangan model menggunakan arsitektur YOLOv10.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Poin berikut menampilkan penyajian hasil penelitian dan analisis implementasi sistem deteksi penyakit daun padi menggunakan YOLOv10. Pembahasan mencakup tahapan pengujian dari proses pengumpulan data hingga evaluasi kinerja model. Analisis hasil dilakukan untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam mengidentifikasi penyakit yang menyerang daun padi., disertai dengan parameter pengujian yang memvalidasi keandalan model.

3.1. Data Collection

Data collection terbagi menjadi 2 proses untuk tahapan ini sehingga data dapat dikumpulkan dengan baik. selanjutnya tahapan dalam melakukan *data collection* sebagai berikut;

3.1.1. Sample Data Collecting

Data sampel berupa gambar (.jpg atau .png) dikumpulkan melalui observasi di Dinas Pertanian Kota Padang, Sumatera Barat. Data mencakup 3 jenis penyakit pada daun padi yang umum ditemukan di Kota Padang: bakteri hawar, cendawan bercak, dan virus tungro, seperti ditunjukkan pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Tabel Jenis Daun Berpenyakit

Bakteri Hawar	Cendawan Bercak	Virus Tungro
		

Dalam penelitian ini, beberapa jenis penyakit yang menyerang daun padi dan diidentifikasi dengan disajikan pada Tabel 1. Penyakit bakteri hawar ditandai dengan tepi daun yang menguning, sementara cendawan bercak menunjukkan corak coklat hingga kemerahan pada permukaan daun. Virus tungro memiliki karakteristik serupa dengan bakteri hawar, tetapi warna kuning menyebar hampir ke seluruh permukaan daun. Ketiga jenis penyakit ini menyebabkan daun layu dan dapat menyebar ke tanaman sekitarnya. Tahap selanjutnya setelah pengumpulan gambar melibatkan pemrosesan data untuk mendapatkan kualitas yang meningkatkan dan konsistensinya, memastikan hasil optimal untuk melatih model deteksi penyakit daun padi. Setiap citra dievaluasi berdasarkan kriteria resolusi, kejelasan, dan ketepatan representasi gejala penyakit yang diambil melalui kamera. Tabel berikut memberikan ikhtisar terperinci tentang data gambar yang akan digunakan dalam tahap pemrosesan untuk mendukung pengembangan model

Tabel 2. Keseluruhan Data Citra Awal

No	Jenis Penyakit Daun	Data Lapangan
1.	Cendawan Bercak	487 Citra
2.	Bakteri Hawar	467 Citra
3.	Virus Tungro	492 Citra
Total		1.446 Citra

Berdasarkan penjelasan dari tabel 2, data yang dikumpulkan dari lapangan terdiri dari tiga jenis penyakit dengan total 438 citra yang akan melalui tahapan pengolahan data.

3.1.2. Data Collection Tool

Data collection tool merupakan perangkat untuk mengambil dan menghasilkan citra digital dari objek yang diteliti. Berbagai jenis alat pengambilan citra memiliki karakteristik dan fungsi yang berbeda. Data citra dari penelitian ini diambil menggunakan kamera bertipe Canon EOS 600D seperti pada gambar 2 dibawah.



Gambar 5. *Data Collection Tools*

Pengumpulan data seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1, digunakan kamera dengan spesifikasi lensa zoom EF-S 18-55mm f/3.5-5.6 IS II yang menawarkan fleksibilitas focal length, dilengkapi sensor CMOS APS-C 18 megapiksel untuk detail gambar tajam, serta sistem autofocus 9-point untuk mempertahankan ketajaman objek. Spesifikasi ini menjadikan kamera tersebut ideal untuk pengambilan sampel citra daun padi dengan resolusi tinggi dan detail yang optimal.

3.2. Pre-Processing

3.2.1. Cropping Data

Teknik pada penelitian dilakukan secara sangat berhati-hati untuk memastikan area yang dipilih tidak kehilangan informasi didalam citra. Teknik yang digunakan dalam *cropping citra* dengan metode *Region Of Interest* (ROI) yang akan berfokus terhadap titik objek suatu penyakit pada citra. Teknik ini dilakukan tanpa mengubah ukuran suatu citra yang akan diproses. Tahapan dilakukan tanpa mengubah maupun menambahkan citra sebelumnya, Jadi citra yang dihasilkan oleh teknik ROI tetap sama denga total citra data awal sebanyak 1.446 citra. tahapan ini cukup bermanfaat untuk mengolah informasi lebih terperinci dan berharga pada suatu citra mesikpun citra. Teknik ini memastikan ketelitian untuk melakukan hal tersebut hingga tidak menghilangkan akan kekayaan informasi dari data citra yang telah diinput.

3.2.2. Resizing Data

Setelah teknik *cropping* data citra dilakukan selanjutnya masuk kedalam tahapan teknik *resizing data citra*. Hasil tahapan *cropping* menggunakan ROI sebelumnya didapatkan citra yang memiliki ukuran tidak beraturan. Teknik *resizing* sering digunakan oleh peneliti yang berhubungan pada pengolahan citra dengan harapan memungkinkan model untuk memproses citra secara efisien untuk mengurangi beban komputasi dikarenakan menghasilkan citra akan berukuran menjadi lebih kecil. Teknik dari *resizing* dilakukan mengikuti ketentuan data penggunaan untuk model YOLOv10 dengan ukuran 640 x 640 *pixel*.

3.2.3. Filtering Data

Tahapan *filtering* untuk memastikan perbaikan kualitas gambar dari data citra hasil *resizing* sebanyak 1.446 citra. Sebelum dilakukan *filtering*, data citra terlebih dahulu untuk dilakukan seleksi sehingga terdapat hasil yang dilakukan *filtering* dan tidak dilakukan *filtering* seperti tabel 3 dibawah berikut

Tabel 3. Seleksi Data Untuk Proses Filtering Citra

No	Jenis Penyakit Daun	Tidak Di-Filtering	Dilakukan Filtering	Total Data Citra
1.	Cendawan Bercak	423 Citra	64 Citra	487 Citra
2.	Bakteri Hawar	-	467 Citra	467 Citra
3.	Virus Tungro	-	492 Citra	492 Citra
Total		423 Citra	1.023 Citra	1.446 Citra

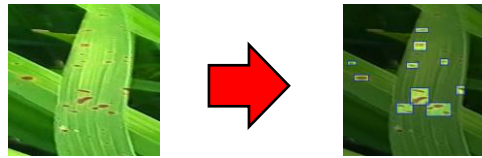
Penjelasan pada tabel 3 merupakan data yang dilakukan seleksi untuk proses *filtering* terdapat 1.023 citra, dan yang tidak dilakukan proses data citra sebanyak 423 citra dari keseluruhan total data citra sebanyak 1.446 citra. Setelah menentukan untuk memilih seleksi data. Perlu diketahui tidak semua citra akan melalui tahap proses *filtering*, hanya citra yang memerlukan perbaikan kualitas saja yang kurang saja yang akan dilakukan. Jika citra yang sudah memiliki kualitas baik tidak akan dimasukkan ke dalam tahap *filtering* tersebut.

3.2.4. Augmentation Data

Tahap berikutnya adalah proses *augmentation* data citra untuk memperkaya dataset. Dari 1.446 data citra awal yang telah melalui proses *filtering*, dilakukan augmentasi menggunakan teknik *flip vertical*, *crop* 20%, dan beberapa variasi rotate, sehingga menghasilkan total 10.122 citra. Peningkatan jumlah data yang signifikan ini terdiri dari Cendawan Bercak (3.409 citra), Bakteri Hawar (3.269 citra), dan Virus Tungro (3.444 citra), yang selanjutnya akan digunakan untuk tahap berikutnya.

3.2.5. Anotation Data Citra

Annotation data citra dilakukan untuk menandai area gejala penyakit (Bakteri Hawar, Bercak Coklat, dan Virus Tungro) pada daun padi menggunakan *bounding box*. Proses anotasi yang akurat ini dilakukan menggunakan *tool* Labellmg untuk memberikan dasar pembelajaran karakteristik visual setiap penyakit bagi model.



(a) Citra *Augmentasi*

(b) Citra Anotasi

Gambar 6. Proses Dan Hasil *Anotation Data Citra*

Berdasarkan gambar 6, proses anotasi citra dilakukan dengan memberi label manual pada area daun yang menunjukkan perubahan bentuk dan tekstur akibat penyakit. Contohnya, citra (a) yang dianotasi menjadi citra (b) menunjukkan kelas penyakit Cendawan Bercak. Setiap anotasi mencakup informasi seperti koordinat *bounding box* (*x*, *y*, *width*, *height*) serta label kelas penyakit menggunakan format dengan ekstensi *.json*.

3.2.6. Splitting Data Citra

Sebanyak 10.122 data citra yang telah dianotasi dibagi pada tahap ini melalui proses data splitting, dengan proporsi 80% (8.097 citra) sebagai data training, 10% (1.013 citra) sebagai data validation, dan 10% (1.012 citra) sebagai data testing. Pembagian ini mencakup tiga jenis dari penyakit tanaman yaitu Cendawan Bercak, Bakteri Hawar, dan Virus Tungro, serta dari data ini dikhususkan yang pertama untuk pelatihan digunakan untuk proses pembelajaran model, data khusus validasi digunakan untuk menilai kinerja model dalam pelatihan, dan data khusus pengujian digunakan untuk evaluasi akhir model.

3.3. Buliding Model YOLOv10

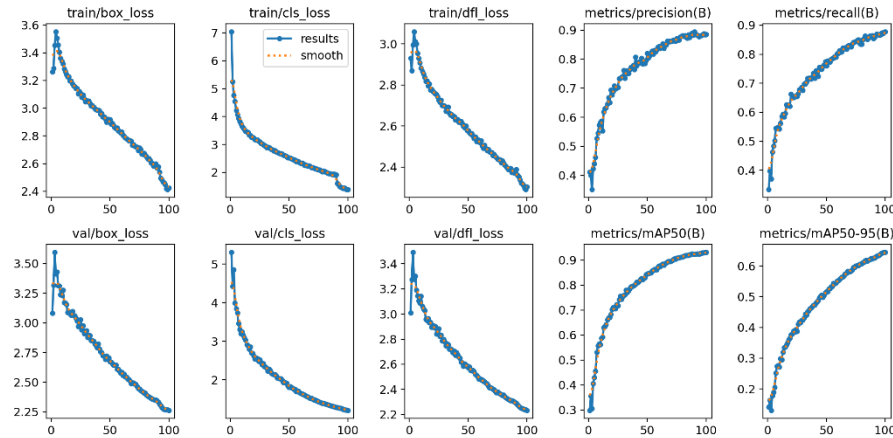
3.3.1. Proses Pelatihan Model

Pemilihan model yang tepat sangat penting untuk proses pelatihan Model YOLOv10 dalam penelitian ini menggunakan versi nano dipilih karena arsitekturnya yang ringan dan efisien. *Weights* atau bobot model ini disimpan dan diproses melalui layanan komputasi awan Google Colab. Proses pelatihan ini menggunakan GPU NVIDIA A100 yang powerful untuk inferensi model. Dalam proses pelatihan model, ada beberapa parameter kunci yang perlu diperhatikan dengan seksama untuk mendapatkan hasil yang optimal seperti pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Set Paramater Pelatihan Model

No	Parameter	Value
1.	Model	YOLOv10n
2.	Epochs	100
3.	Image Size	640
4.	Batch Size	16
5.	Workers	8
6.	Optimizer	AdamW
7.	Learning Rate	0.001429
8.	Dataset Split	80-10-10
9.	Training Images	8.097
10	Validation Images	1.013

Setelah parameter pelatihan model ditetapkan sebagaimana tercantum pada Tabel 4, tahap selanjutnya dilakukan untuk model dengan menggunakan dataset yang telah disiapkan sebelumnya diberikan pelatihan. Pelatihan didalam proses ini dilakukan selama 100 epoch dengan pembelajaran yang bertahap menggunakan warmup period selama 3 epoch dari nilai awal yang lebih rendah untuk membantu konvergensi lebih stabil.



Gambar 7. Hasil Proses Pelatihan 100 Epoch

Gambar 7 menunjukkan hasil pelatihan model dimulai dari epoch 1 hingga 100 dan mendapatkan 10 metrik grafik. Grafik tersebut menunjukkan tren yang sangat positif serta mendapatkan penurunan yang dari awal hingga akhir konsisten untuk pelatihan ini mengindikasikan model berhasil belajar dengan baik. Sementara metrik performa *precision* dan *recall* mencapai nilai di atas standar minimal akursasi sampai akhir training. Hal ini mengindikasikan bahwa model berhasil meningkatkan akurasinya dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dengan sangat baik selama proses training.

3.3.2. Metric Evaluation

Berdasarkan hasil proses Latihan yang dilakukan selama 100 epoch maka selanjutnya diterapkan proses *metric evaluation* untuk memperoleh hasil yang pasti. Selanjutnya perhitungan dimulai melalui persamaan berikut

1. mAP

Hasil pelatihan model 100 epoch diperoleh nilai mAP pada setiap *class* jenis penyakit seperti tabel 5 dibawah berikut

Tabel 5. Nilai mAP Setiap Jenis Penyakit Hasil Pelatihan

No	Jenis Penyakit Daun	Nilai Awal mAP
1.	Cendawan Bercak	0,909
2.	Bakteri Hawar	0,903
3.	Virus Tungro	0,982

Berdasarkan penjelasan dari setiap jenis penyakit untuk nilai mAP pada tabel 5, maka dilakukan perhitungan menggunakan persamaan seperti berikut :

$$mAP = \frac{0,909 + 0,903 + 0,982}{3} = 0,932$$

Penjelasan dari perhitungan mendapatkan nilai mAP sebesar 0,932 atau dibulatkan bersama dengan persen 93% untuk nilai proses pelatihan model selama 100 epoch. Nilai dengan Tingkat

kepercayaan yang didapatkan tersebut menunjukkan cukup seimbang untuk performa model dalam mendeteksi penyakit daun pada tanaman padi.

2. F1 Score

Selanjutnya untuk mendapatkan nilai F1 Score yang dihasilkan dari 100 epoch setelah proses *training* untuk *box precision* dan *recall* pada setiap kelas pada jenis penyakit pada tabel 6.

Tabel 6. Nilai *Box Precision* Dan *Recall* Hasil Pelatihan

No	Jenis Penyakit Daun	<i>Box Precision</i>	<i>Box Recall</i>
1.	Cendawan Bercak	0,852	0,847
2.	Bakteri Hawar	0,865	0,822
3.	Virus Tungro	0,941	0,955

Berdasarkan tabel 6 adalah hasil rata-rata *box precision* dan *recall* dari hasil proses pelatihan model 100 epoch untuk setiap jenis penyakit maka dilakukan persamaan seperti berikut:

$$F1\ Score = \frac{2 \times 0,886 \times 0,874}{0,886 + 0,874} = 0,879$$

Penjelasan dari perhitungan penggunaan rumus F1 Score, dari nilai *box precision* dan *box recall* mendapatkan nilai F1 Score sebesar 0,879 atau dibulatkan bersama dengan persen 88% untuk hasil proses pelatihan 100 epoch.

3.3.3. Pengujian Sistem Model

Pengujian model pada sistem dilakukan dengan menggunakan citra jenis penyakit yang belum pernah ada pada saat model dilakukan proses pelatihan. Pengujian dilakukan menggunakan data aktual dilakukan untuk mengetahui seberapa akurat model yang telah *build* dan dilakukan pengujian untuk mendapatkan nilai sebenarnya dari hasil proses pelatihan. Hasil dari pengujian model dapat dilihat seperti gambar didalam tabel 13 dibawah berikut;

Tabel 9. Pengujian Akurasi Deteksi Citra

No	Pengujian Citra	Keterangan Terdeteksi
1.		Cendawan Bercak 0,94 Cendawan Bercak 0,91 Cendawan Bercak 0,90 Cendawan Bercak 0,86 Cendawan Bercak 0,85 Cendawan Bercak 0,78 Cendawan Bercak 0,76 Cendawan Bercak 0,57
2.		Bakteri Hawar 0,93 Bakteri Hawar 0,92 Bakteri Hawar 0,91 Bakteri Hawar 0,90 Bakteri Hawar 0,73

3.		Virus Tungro 0,88 Virus Tungro 0,79 Bakteri Hawar 0,78
----	---	--

Hasil pengujian menunjukkan model dapat mendeteksi 3 jenis penyakit tanaman dengan tingkat kepercayaan: Cendawan Bercak (8 deteksi, 0,57-0,94), Bakteri Hawar (5 deteksi, 0,73-0,93), dan Virus Tungro (2 deteksi, 0,79-0,88). Model mampu mendeteksi *multiple* objek dalam satu *frame* berkat optimalisasi YOLOv10. Hasil dari temuan penelitian berserta dengan pengujian dijelaskan melalui deskripsi teoretis yang mencakup analisis kualitatif dan kuantitatif. Hasil eksperimen ditampilkan dalam bentuk tabel atau grafik, dengan representasi grafis mengikuti format yang telah ditetapkan untuk gambar dan diagram..

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, implementasi Algoritma YOLOv10 dapat dikatakan sangat efektif untuk mendeteksi hingga mendapatkan akurasi yang bagus pada saat penyakit daun padi berhasil teridentifikasi. Model mampu melakukan identifikasi secara cepat dan akurat dengan sistem yang ringan. Evaluasi kinerja menunjukkan nilai mAP 93% dan F1 Score 88%, dengan tingkat kepercayaan deteksi 57%-94% pada pengujian data aktual. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan meningkatkan dataset dan memaksimalkan anotasi untuk meningkatkan akurasi model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Maritsa, U. Hanifah Salsabila, M. Wafiq, P. Rahma Anindya, and M. Azhar Ma'shum, "Pengaruh Teknologi Dalam Dunia Pendidikan," *Al-Mutharahah: Jurnal Penelitian dan Kajian Sosial Keagamaan*, vol. 18, no. 2, pp. 91–100, 2021, doi: 10.46781/al-mutharahah.v18i2.303.
- [2] N. E. Budiayanta, M. Mulyadi, and H. Tanudjaja, "Sistem Deteksi Kemurnian Beras berbasis Computer Vision dengan Pendekatan Algoritma YOLO," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 6, no. 1, pp. 51–55, 2021, doi: 10.30591/jpit.v6i1.2309.
- [3] J. Jumadi, Y. Yupianti, and D. Sartika, "Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering," *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 10, no. 2, pp. 148–156, 2021, doi: 10.23887/jstundiksha.v10i2.33636.
- [4] A. Arnita, F. Marpaung, Z. A. Koemadji, M. Hidayat, A. Widiyanto, and F. Aulia, "Selection of Food Identification System Features Using Convolutional Neural Network (CNN) Method," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 10, no. 2, pp. 205–216, 2023, doi: 10.15294/sji.v10i2.44059.
- [5] T. Arifianto and M. A. A. Arifidin, "Pengembangan Sistem Pengambilan Data Visual Permukaan Rel Kereta Api Menggunakan Teknik Pengolahan Citra : Analisis Kontras dan Histogram," vol. 24, no. 1, pp. 33–41, 2024.
- [6] K. Ahmad Baihaqi and C. Zonyfar, "Deteksi Lahan Pertanian Yang Terdampak Hama Tikus Menggunakan Yolo v5," *Syntax : Jurnal Informatika*, vol. 11, no. 02, pp. 01–11, 2022, doi: 10.35706/syji.v11i02.7226.
- [7] M. Anwar, Y. Kristian, and E. Setyati, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Rawit Dilengkapi Dengan Segmentasi Citra Daun dan Buah Menggunakan Yolo v7," *INTECOMS: Journal of*

- Information Technology and Computer Science*, vol. 6, no. 1, pp. 540–548, 2023, doi: 10.31539/intecom.v6i1.6071.
- [8] A. Wang *et al.*, “YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection,” pp. 1–18, 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2405.14458>
- [9] X. Han, J. Chang, and K. Wang, “Real-time object detection based on YOLO-v2 for tiny vehicle object,” *Procedia Computer Science*, vol. 183, pp. 61–72, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.02.031.
- [10] N. Mamdouh and A. Khattab, “YOLO-Based Deep Learning Framework for Olive Fruit Fly Detection and Counting,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 84252–84262, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3088075.
- [11] H. Y. Chen, C. H. Lin, J. W. Lai, and Y. K. Chan, “Convolutional Neural Network-Based Automated System for Dog Tracking and Emotion Recognition in Video Surveillance,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 7, 2023, doi: 10.3390/app13074596.
- [12] T. Takyudin, I. Fitri, and Y. Yuhandri, “Catfish Fry Detection and Counting Using YOLO Algorithm,” *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 7, no. 2, pp. 192–197, 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i2.6746.
- [13] G. R. I. L. Jayasooriya and S. M. Arachchi, “Diagnosis of Bacterial Leaf Blight, Brown Spots, and Leaf Smut Rice Plant Diseases using Light GBM,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 183, no. 48, pp. 53–58, 2022, doi: 10.5120/ijca2022921895.
- [14] S. Sheila, I. Permata Sari, A. Bagas Saputra, M. Kharil Anwar, and F. Restu Pujiyanto, “Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Multinetics*, vol. 9, no. 1, pp. 27–34, 2023, doi: 10.32722/multinetics.v9i1.5255.
- [15] L. S. Riva and J. Jayanta, “Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Algoritma YOLOv5 Dengan Variasi Pembagian Data,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 8, no. 3, pp. 248–254, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5679.
- [16] Ulfah Nur Oktaviana, Ricky Hendrawan, Alfian Dwi Khoirul Annas, and Galih Wasis Wicaksono, “Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1216–1222, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3607.
- [17] X. Qu, D. Kojima, L. Wu, and M. Ando, “The losses in the rice harvest process: A review,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 17, pp. 1–25, 2021, doi: 10.3390/su13179627.
- [18] S. Ramadhan *et al.*, “INTENSITAS PENYAKIT TANAMAN PADI (*Oryza sativa* L.) VARIETAS CIHERANG PADA APLIKASI BEBERAPA TEKNIK PENGENDALIAN,” vol. 13, no. 2, pp. 127–134, 2023.
- [19] Y. Li, Z. Guo, Y. Sun, X. Chen, and Y. Cao, “Weed Detection Algorithms in Rice Fields Based on Improved YOLOv10n,” 2024.
- [20] B. S. Ali, H. Nasir, A. Khan, M. Ashraf, and S. M. Akbar, “A Machine Learning-Based Model for the Detection of Skin Cancer Using YOLOv10,” in *2024 IEEE 8th International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*, 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICSIPA62061.2024.10686198.