

## Deteksi Dini Hama dan Penyakit Tanaman Padi dengan Metode YOLO

Sabrina Salsabila Saleh<sup>a</sup>, Moh. Hidayat Koniyo<sup>b</sup>, Muchlis Polin<sup>c</sup>

<sup>abc</sup> Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Gorontalo  
Email : [sbrinaslsbla@gmail.com](mailto:sbrinaslsbla@gmail.com) , [hidayat\\_koniyo@ung.ac.id](mailto:hidayat_koniyo@ung.ac.id) , [mpolin@ung.ac.id](mailto:mpolin@ung.ac.id)

---

### Abstract

*Pest and disease attacks are among the main threats in rice cultivation, leading to decreased productivity, especially in agricultural areas such as Gorontalo Province. Early identification efforts are essential to prevent more extensive damage. This study aims to develop an automatic detection model for rice plant pests and diseases using the You Only Look Once (YOLO) algorithm, to support fast and accurate identification in the field. The methods used in this study include collecting rice plant image datasets, preprocessing the dataset, and training, evaluating, and testing the model. The best performance was achieved by the model after 223 iterations of hyperparameter tuning. The model was trained using the YOLO algorithm for 218 epochs, with the best performance recorded at epoch 118. Model evaluation showed promising results, with a precision of 0.834, recall of 0.691, mAP@0.5 of 0.755, and mAP@0.5–0.95 of 0.457. The model successfully detected four common types of rice pests and diseases found in Gorontalo: leaffolder, bacterial leaf blight, blast, and stem borer. Final testing using the Streamlit application interface showed high confidence scores for each class, namely 97.73% for leaffolder, 92.23% for blast, 88.95% for bacterial leaf blight, and 87.47% for stem borer. These results indicate that the YOLO-based approach is effective for early detection and can serve as a preventive tool in pest and disease management systems for rice plants.*

**Keywords :** Object Detection, YOLO, Pests, Diseases, Rice Plant.

### Abstrak

Serangan hama dan penyakit merupakan salah satu ancaman utama dalam budidaya padi yang berdampak pada penurunan produktivitas, terutama di daerah pertanian seperti Provinsi Gorontalo. Upaya identifikasi dini terhadap hama dan penyakit tanaman sangat penting untuk mencegah kerusakan yang lebih luas. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi otomatis hama dan penyakit tanaman padi menggunakan algoritma *You Only Look Once (YOLO)*, guna mendukung proses identifikasi yang cepat dan akurat di lapangan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini mencakup pengumpulan dataset citra tanaman padi, *preprocessing* dataset, serta *training*, evaluasi, hingga pengujian model. Performa terbaik dihasilkan oleh model menggunakan *hyperparameter tuning* sebanyak 223 iterasi. Model dilatih menggunakan algoritma YOLO selama 218 *epoch*, dengan performa terbaik dicapai pada *epoch* ke-118. Evaluasi model menunjukkan hasil yang menjanjikan, dengan nilai *precision* sebesar 0.834, *recall* sebesar 0.691, *mAP@0.5* sebesar 0.755, dan *mAP@0.5–0.95* sebesar 0.457. Model berhasil mendeteksi empat jenis hama dan penyakit padi yang umum ditemukan di Gorontalo, yaitu hama putih palsu, hawar daun bakteri, *blast*, dan penggerek batang. Pengujian akhir menunjukkan *confidence score* tinggi untuk masing-masing kelas, yakni 97.73% untuk hama putih palsu, 92.23% untuk *blast*, 88.95% untuk hawar daun bakteri, dan 87.47% untuk penggerek batang. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis YOLO efektif untuk deteksi dini, dan dapat dijadikan sebagai alat bantu preventif dalam sistem pengendalian hama dan penyakit tanaman padi.

**Kata Kunci :** Deteksi Objek, YOLO, Hama, Penyakit, Tanaman Padi.

---

## 1. Pendahuluan

Pertanian, khususnya padi, menjadi tulang punggung ketahanan pangan bagi banyak negara, khususnya Indonesia. Serangan hama dan penyakit pada tanaman padi dapat menyebabkan penurunan hasil panen yang signifikan, berdampak pada ketersediaan pangan dan perekonomian masyarakat. Kualitas dan kesehatan tanaman padi pun menjadi sangat krusial untuk menjamin produktivitas dan ketersediaan beras sebagai komoditas utama (Saputra dkk, 2021).

Berdasarkan klasifikasi dari Direktorat Jenderal Tanaman Pangan, terdapat tujuh jenis OPT utama yang menjadi ancaman dalam budidaya padi, yaitu penggerek batang padi putih (PBPP), ulat grayak, wereng batang cokelat (WBC), tikus, hama putih palsu (HPP), hawar daun bakteri (kresek), dan *blast*. Ketujuh jenis OPT ini telah berkontribusi besar terhadap meningkatnya risiko gagal panen dalam beberapa tahun terakhir di Indonesia, salah satunya di wilayah Gorontalo.

Berdasarkan data rata-rata produktivitas padi sawah di Provinsi Gorontalo selama periode 2020 hingga 2023, terdapat perbedaan signifikan antara lahan yang terkena serangan hama/OPT dengan yang tidak. Pada umumnya, lahan yang tidak terkena serangan menunjukkan produktivitas yang lebih tinggi. Misalnya, pada tahun 2021, produktivitas lahan tanpa serangan hama mencapai 67,56 kuintal per hektar, jauh melampaui produktivitas lahan yang terkena serangan yaitu 50,6 kuintal per hektar. Namun, fenomena menarik terjadi pada tahun 2023, lahan yang terkena serangan justru menunjukkan produktivitas lebih tinggi (51,75 ku/ha) dibandingkan lahan yang tidak terkena (47,9 ku/ha). Anomali ini dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti efektivitas penanganan hama, penggunaan varietas unggul tahan hama, atau dinamika perubahan iklim dan lingkungan. Namun demikian, fluktuasi produktivitas ini secara umum tetap menunjukkan adanya kerentanan terhadap dampak serangan hama/OPT. Kondisi ini menuntut adanya perhatian lebih terhadap penguatan metode identifikasi dan mitigasi serangan hama/OPT sebagai langkah preventif untuk menjaga stabilitas dan peningkatan produktivitas pertanian.

Balai Perlindungan Tanaman Pertanian Provinsi Gorontalo menghadapi tantangan berupa rendahnya literasi serta kesiapsiagaan petani dalam mengenali dan mengantisipasi hama serta penyakit tanaman padi. Salah satu upaya yang dilakukan untuk mengatasi masalah tersebut adalah melalui pengembangan aplikasi *Balintan Smart Mobile*. Aplikasi ini dirancang untuk mendukung berbagai aktivitas dan layanan di sektor pertanian, seperti pemantauan serta pelaporan kegiatan petugas lapangan, penyediaan informasi pertanian, layanan pengaduan dari petani, dan lainnya. Meskipun aplikasi ini memiliki banyak fungsi dan manfaat, Balai Perlindungan Tanaman Pertanian Provinsi Gorontalo masih memerlukan sistem tambahan yang mampu melakukan deteksi terhadap hama dan penyakit tanaman padi secara otomatis.

Pembelajaran mesin (*machine learning*) adalah sebuah cabang kecerdasan buatan yang terinspirasi oleh cara kerja otak manusia dalam mengenali pola. Salah satu algoritma *machine learning* yang sangat populer dalam bidang *computer vision* khususnya untuk deteksi objek (*object detection*) adalah *You Only Look Once (YOLO)* (Gunawan dkk, 2023). YOLO merupakan pengembangan dari algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* yang memungkinkan deteksi objek secara efisien. Algoritma ini menggunakan model yang telah terlatih untuk mendeteksi objek dengan cara unik, yaitu melalui jaringan konvolusional tunggal yang secara bersamaan memprediksi beberapa kotak pembatas serta probabilitas kelas dalam setiap kotak tersebut. Sistem YOLO mampu mendeteksi

objek dalam gambar maupun video secara *real-time*, menghasilkan hasil yang akurat dengan tingkat presisi dan kecepatan *frame rate* yang sangat tinggi (Azman dan Arhami, 2022).

Telah dilakukan penelitian terkait deteksi jenis penyakit pada tanaman padi menggunakan YOLOv5. Model ini efektif mengenali penyakit *brown spot*, *bacterial leaf blight*, dan *blast*, yang menunjukkan kinerja yang baik tanpa *overfitting*. Akurasi yang dicapai (*precision*: 92,5%; *recall*: 90,8%; *F1-score*: 91,6%; *mAP*: 93,2%) menawarkan solusi efektif bagi petani untuk deteksi dini penyakit dan pengendalian yang lebih baik (Fauzi dkk, 2024). Selain itu, masih dengan metode yang sama, dilakukan juga penelitian oleh Krisdianto, Elta Sonalitha, & Yandhika Surya Akbar Gumilang (2024) yang mengklasifikasikan empat jenis kondisi daun padi: *bacterial leaf blight*, *leaf smut*, *brown spot*, dan daun padi sehat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi terbaik pada pelatihan dicapai pada *epoch* ke-300 dengan akurasi sebesar 77%. Algoritma YOLO terbukti efektif dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun padi, memberikan solusi yang akurat dan efisien bagi petani dalam mengelola tanaman mereka.

Penelitian ini akan mengembangkan sistem deteksi hama dan penyakit pada tanaman padi menggunakan YOLO, dengan fokus pada dataset yang lebih spesifik, yaitu hama dan penyakit tanaman padi yang ditemukan di Gorontalo. Dataset ini diperoleh dari UPTD Balai Perlindungan Tanaman Pertanian Provinsi Gorontalo dan mencakup jenis hama dan penyakit yang belum dikaji menggunakan YOLO dalam penelitian sebelumnya. Dari ketujuh hama dan penyakit yang ada dipilih beberapa kelas yang akan dideteksi dalam penelitian ini meliputi hama putih palsu, hawar daun bakteri/kresek, *blast*, dan penggerek batang. Pemilihan kelas ini didasari pada banyaknya data yang dimiliki oleh UPTD Balai Perlindungan Tanaman Pertanian Provinsi Gorontalo pada tiap-tiap kelas.

Dengan menggunakan dataset tersebut, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model yang lebih relevan dan akurat bagi para petani di Gorontalo dalam mengenali dan menangani ancaman spesifik terhadap tanaman padi mereka. Implementasi ini tidak hanya mendukung deteksi dini yang lebih tepat, tetapi juga membantu mengurangi risiko kerugian hasil panen di tingkat lokal.

## 2. Metode



Gambar 1. Rancangan Penelitian

### 2.1. Tahap Perencanaan

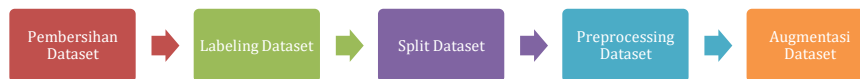
Penelitian ini diawali dengan identifikasi masalah utama, yaitu deteksi hama dan penyakit tanaman padi menggunakan teknologi YOLO yang dikenal cepat dan akurat dalam deteksi objek. Tujuannya adalah membangun model deep learning berbasis YOLO untuk

mengenali jenis hama dan penyakit pada tanaman padi. Dataset diperoleh dari UPTD Balai Perlindungan Tanaman Pertanian Provinsi Gorontalo dan Roboflow untuk memperkaya variasi data. Perangkat lunak yang digunakan meliputi Python, Jupyter Notebook, Roboflow, dan YOLOv11. Varian YOLO11s dipilih karena ringan, cepat, dan sesuai dengan keterbatasan sumber daya komputasi, namun tetap memberikan hasil deteksi yang akurat.

## 2.2. Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini berupa gambar tanaman padi yang menunjukkan empat jenis hama dan penyakit, yakni hama putih palsu, hawar daun bakteri, blast, dan penggerek batang. Dataset diperoleh dari dua sumber utama: Roboflow ( $\pm 17.343$  gambar) dan Sistem Informasi Data OPT & DPT ( $\pm 1.388$  gambar) yang diakses melalui UPTD Balai Perlindungan Tanaman Pertanian Provinsi Gorontalo. Setelah dilakukan penggabungan, data yang tidak relevan seperti gambar buram, duplikat, atau tidak berlabel sesuai dikeluarkan melalui proses pembersihan. Gambar dari kedua sumber diseleksi, diformat konsisten dalam JPG, dan dikonversi menjadi empat kelas utama yang relevan. Dataset yang telah dikurasi ini menjadi input utama dalam pelatihan model YOLOv11.

## 2.3. Pengolahan Dataset



Gambar 2. Tahap Pengolahan Dataset

Pengolahan dataset dalam penelitian ini mencakup lima tahap utama. Pertama, dilakukan pembersihan data dengan menghapus gambar buram atau tidak relevan. Kedua, gambar dianotasi menggunakan Roboflow untuk memberi *bounding box* dan label sesuai kelas hama atau penyakit dalam format YOLO. Ketiga, dilakukan pembagian dataset menjadi data latih, validasi, dan uji dengan proporsi 70:20:10. Keempat, diterapkan *preprocessing* untuk menyeragamkan ukuran dan kontras gambar, seperti *auto-orient*, *resize (stretch to 640x640)*, *auto-adjust contrast*. Terakhir, dilakukan augmentasi guna meningkatkan variasi dan kemampuan generalisasi model.

```

Augmentations      Outputs per training example: 3
Flip: Horizontal
Rotation: Between -15° and +15°
Shear: ±10° Horizontal, ±10° Vertical
Hue: Between -15° and +15°
Saturation: Between -25% and +25%
Brightness: Between -15% and +15%
Exposure: Between -10% and +10%
Blur: Up to 2.5px
Noise: Up to 0.1% of pixels
  
```

Gambar 3. Augmentasi Dataset

## 2.4. Training Model

Proses pelatihan model dilakukan melalui tiga tahapan utama untuk memperoleh performa terbaik dalam mendeteksi empat jenis hama dan penyakit tanaman padi. Pertama, model YOLO11s dilatih menggunakan *hyperparameter default* untuk mendapatkan *baseline* performa awal. Selanjutnya, dilakukan *hyperparameter tuning* secara otomatis menggunakan *evolutionary algorithm* dari Ultralytics YOLO untuk

mengeksplorasi kombinasi parameter optimal seperti *learning rate* ( $lr0$ ), *momentum*, *weight decay* dan *hyperparameter* augmentasi seperti *translate* dan *scale*. Setelah memperoleh konfigurasi terbaik berdasarkan evaluasi metrik seperti *precision*, *recall*, dan *mAP*, model kemudian dilatih ulang sepenuhnya dengan *hyperparameter* optimal tersebut guna memastikan performa maksimal yang merepresentasikan hasil *tuning*.

## 2.5. Evaluasi Model

### a. *Precision* ( $P$ )

*Precision* mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dari total prediksi positif (Padilla et al., 2020).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

### b. *Recall* ( $R$ )

*Recall* mengukur seberapa banyak objek yang benar-benar terdeteksi dibandingkan dengan total objek yang seharusnya terdeteksi (Padilla et al., 2020).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

### c. *Mean Average Precision* ( $mAP$ )

*mAP* adalah rata-rata presisi dari seluruh kelas pada berbagai ambang batas *IoU*. Penelitian ini menggunakan  $mAP@0.5$  dan  $mAP@0.5-0.95$ , di mana  $mAP@0.5$  menilai prediksi benar jika tumpang tindih prediksi dan *ground truth* minimal 50%, sedangkan  $mAP@0.5-0.95$  merupakan rata-rata *mAP* pada *IoU* dari 0.5 hingga 0.95. Nilai *mAP* dihitung dari rata-rata *Average Precision* ( $AP$ ) tiap kelas, yang diperoleh dari kurva *Precision-Recall* (Padilla et al., 2020).

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (3)$$

## 2.6. Pengujian

Untuk menguji dan melihat hasil deteksi dari model yang sudah dilatih dengan parameter yang optimal, digunakan website sebagai media deteksi menggunakan Streamlit. Hasil deteksi berupa gambar padi yang diunggah dan teranotasi menggunakan *bounding box* serta menunjukkan *confidence score* dari hasil anotasi.

## 2.7. Pembuatan Laporan

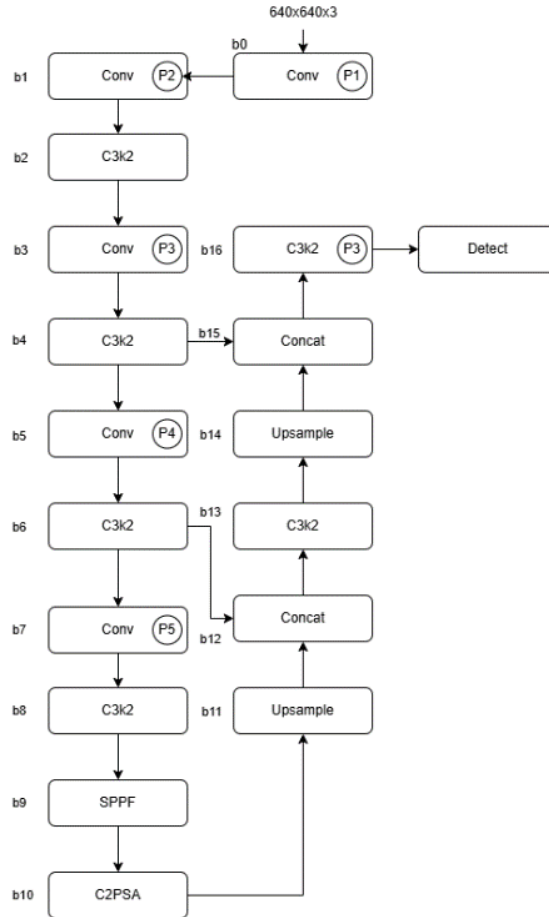
Tahap terakhir adalah mendokumentasikan seluruh proses dan hasil penelitian. Penyusunan laporan teknis yang mencakup pendahuluan, metode penelitian, hasil dan analisis, kesimpulan dan saran, serta visualisasi hasil hingga publikasi.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Arsitektur Model

Penelitian ini menggunakan model YOLO11s, yaitu varian ringan dari algoritma *You Only Look Once* (*YOLO*) versi 11 yang dirancang untuk efisiensi dan kecepatan tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan. Arsitektur YOLO11s terdiri dari tiga komponen

utama: Backbone, Neck, dan Head. Backbone digunakan untuk ekstraksi fitur awal dari citra masukan, sedangkan Neck berfungsi untuk menggabungkan fitur dari berbagai tingkat kedalaman (FPN dan PANet). Bagian Head digunakan untuk menghasilkan prediksi bounding box, *confidence score*, dan klasifikasi kelas. Arsitektur ini dipilih karena cocok untuk dijalankan pada perangkat dengan spesifikasi komputasi menengah.



Gambar 4. Arsitektur YOLO11s

### 3.2 Hasil *Training* & Evaluasi

#### a. *Training* awal (default *hyperparameter*)

Model pertama kali dilatih menggunakan konfigurasi default dari YOLO11s. Konfigurasi parameter yang digunakan yaitu, *epoch*=300, *imgsize*=640, *batch*=16, *optimizer*=AdamW. Dari 300 *epoch* yang ditentukan, model berhenti pada *epoch* ke-195 dan model terbaik diperoleh pada *epoch* ke-95. Berikut hasil evaluasi dari model yang sudah dilatih.

Tabel 1. Hasil Evaluasi *Training* Awal

Class	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	mAP@0.5	mAP@0.5-0.95
All	0.809	0.662	0.757	0.421
Blast	0.8	0.717	0.764	0.382
Hama Putih Palsu	0.829	0.614	0.746	0.546
Hawar Daun Bakteri	0.769	0.767	0.77	0.484
Stem Borer	0.838	0.552	0.748	0.273

b. *Hyperparameter tuning*

Setelah melalui 223 iterasi, *hyperparameter tuning* berhasil menemukan konfigurasi terbaik pada iterasi ke-191, dengan nilai *best fitness* sebesar 0.48341.

Tabel 2. *Hyperparameter* Terbaik Hasil *Tuning*

<i>Hyperparameter</i>	<i>Best Value</i>	<i>Search Space</i>
<i>lr0</i>	0.00023	(1e-4, 5e-3)
<i>Momentum</i>	0.60121	(0.6, 0.98)
<i>Weight_decay</i>	0.00087	(1e-4, 5e-3)
<i>Translate</i>	0.10581	(0, 0.2)
<i>Scale</i>	0.61267	(0.6, 1.0)

c. *Training* akhir (*hyperparameter* optimal)

Setelah *tuning*, dilakukan *training* pada model menggunakan *hyperparameter* terbaik hasil *tuning* untuk mendapatkan performa deteksi optimal. Dengan menggunakan konfigurasi parameter dengan nilai yang sama seperti *training* sebelumnya, model berhenti pada *epoch* ke-218 dengan model terbaik diperoleh pada *epoch* ke-118.

Tabel 3. Hasil Evaluasi *Training* Akhir

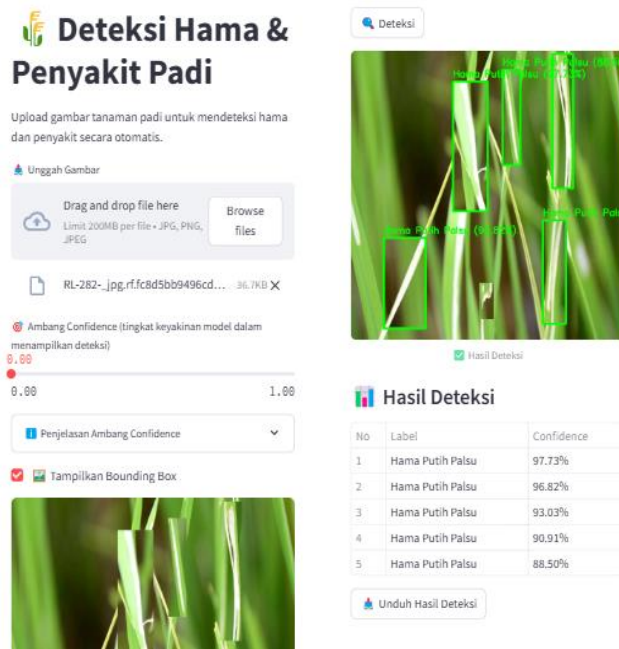
Class	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	mAP@0.5	mAP@0.5-0.95
All	0.834	0.691	0.755	0.457
Blast	0.807	0.708	0.742	0.39
Hama Putih Palsu	0.832	0.664	0.747	0.609
Hawar Daun Bakteri	0.811	0.753	0.786	0.519
Stem Borer	0.888	0.638	0.743	0.309

### 3.3 Pengujian

Setelah model YOLO dilatih dan mencapai performa terbaik, model tersebut diimplementasikan dalam website berbasis Streamlit untuk memudahkan deteksi hama dan penyakit padi. Pengguna dapat mengunggah gambar, lalu sistem akan menampilkan hasil deteksi berupa gambar beranotasi dengan bounding box dan label kategori hama atau penyakit. Website ini juga menyediakan fitur unduh hasil deteksi. Integrasi ini memungkinkan deteksi dilakukan secara praktis dan mudah diakses oleh petani, peneliti, dan praktisi pertanian tanpa memerlukan keahlian teknis.

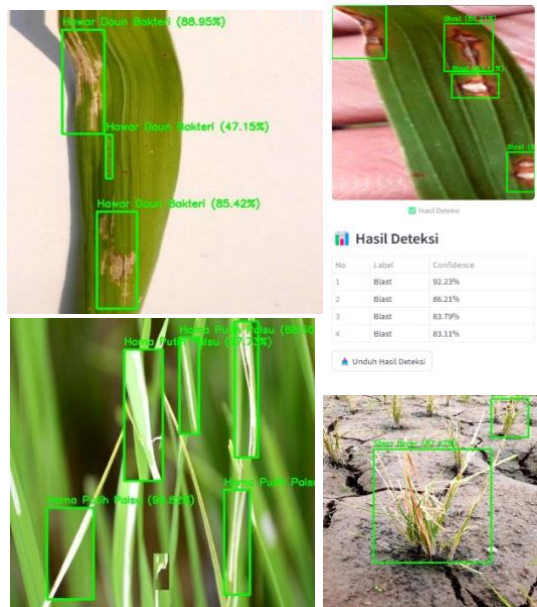


Gambar 5. Tampilan Awal Website



Gambar 6. Tampilan Website Saat Melakukan Deteksi

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan website berbasis Streamlit, model YOLO berhasil mendeteksi berbagai jenis hama dan penyakit pada tanaman padi dengan tingkat kepercayaan (*confidence score*) yang tinggi. Berikut merupakan hasil deteksi dari masing-masing kelas dengan *confidence score* tertinggi.



Gambar 5. Hasil Deteksi

Tabel 4. Hasil Deteksi

Kelas	Confidence score
Hama Putih Palsu	97.73%
Blast	92.23%
Hawar Daun Bakteri	88.95%
Stem Borer	87.47%

### 3.4 Pembahasan

Setelah dilakukan *tuning hyperparameter*, model menunjukkan peningkatan performa, dengan *precision* naik dari 0.809 menjadi 0.834 dan *recall* dari 0.662 menjadi 0.691, menandakan prediksi lebih relevan dan sensitif. Meskipun  $mAP@0.5$  hanya berubah sedikit (dari 0.757 ke 0.755),  $mAP@0.5-0.95$  meningkat signifikan dari 0.421 menjadi 0.457, menunjukkan ketahanan model pada berbagai tingkat IoU. Peningkatan paling menonjol terjadi pada kelas hawar daun bakteri dan hama putih palsu, terutama pada  $mAP@0.5-0.95$ . Namun, performa kelas blast dan stem borer masih relatif stagnan, kemungkinan akibat variasi visual tinggi atau ketidakseimbangan data.

Pengujian model juga dilakukan melalui aplikasi Streamlit untuk menilai performa deteksi secara langsung pada gambar uji. Hasilnya, model mampu menghasilkan *confidence score* tinggi, terutama pada kelas hama putih palsu, blast, dan hawar daun bakteri, menunjukkan keberhasilan model dalam mengenali pola visual. Namun, beberapa gambar tidak terdeteksi sama sekali, mengindikasikan ketidakkonsistenan model yang kemungkinan disebabkan oleh variasi sudut, pencahayaan, atau kemiripan antar kelas. Hal ini menunjukkan perlunya peningkatan data latih dan strategi seperti augmentasi atau *fine-tuning*. Secara keseluruhan, model YOLO11s menunjukkan performa deteksi yang baik dan stabil pasca-*tuning*, meskipun masih memiliki ruang untuk pengembangan lebih lanjut.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi dan pengujian menunjukkan bahwa model YOLO11s mampu mendeteksi empat jenis hama dan penyakit tanaman padi dengan performa yang cukup baik, terutama setelah dilakukan *hyperparameter tuning*. Peningkatan metrik seperti *precision*, *recall*, dan  $mAP@0.5-0.95$  mencerminkan kemampuan model yang lebih stabil dalam mengenali objek target. Pengujian pada aplikasi berbasis Streamlit juga memperkuat temuan ini, yaitu ketika model memberikan *confidence score* yang tinggi terhadap sebagian besar gambar uji. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa keterbatasan, seperti ketidakterdeteksian objek pada sejumlah gambar, yang menandakan perlunya peningkatan lebih lanjut dari sisi kualitas data maupun pendekatan pelatihan. Dengan demikian, hasil yang diperoleh dalam penelitian ini memberikan landasan yang kuat untuk pengembangan sistem deteksi dini hama dan penyakit tanaman padi secara lebih efektif di masa mendatang.

## 4. Kesimpulan

Model deteksi hama dan penyakit tanaman padi telah berhasil dibangun untuk jenis-jenis yang umum ditemukan di Gorontalo, yaitu hama putih palsu, hawar daun bakteri, *blast*, dan penggerek batang. Model dikembangkan menggunakan algoritma YOLO11s, performa terbaik dihasilkan oleh model menggunakan *hyperparameter* terbaik dari hasil *tuning* hingga 223 iterasi. Model dilatih hingga 218 *epoch*, dengan kinerja terbaik pada *epoch* ke-118, mencapai *precision*: 0.834, *recall*: 0.691,  $mAP@0.5$ : 0.755, dan  $mAP@0.5-0.95$ : 0.457. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma YOLO mampu mendeteksi hama dan penyakit tanaman padi dengan tingkat akurasi yang baik. *Confidence score* dari hasil deteksi menunjukkan bahwa model dapat mengenali objek dengan tingkat kepercayaan yang tinggi yaitu masing-masing pada tiap kelas menghasilkan 97.73% pada kelas hama putih palsu, 92.23% pada kelas *blast*, 88.95% pada kelas hawar daun bakteri, dan 87.47% pada kelas *stem borer*.

## Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih kepada Bapak Dr. Moh. Hidayat Koniyo, S.T., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing 1 dan Bapak Muchlis Polin, S.Kom., M.Com., MCE. selaku Dosen Pembimbing 2 yang selama ini telah banyak membimbing, memberikan arahan serta saran untuk kesempurnaan penelitian ini.

## Daftar Pustaka

- Azman, K., & Arhami, M., 2022. Metode You Only Look Once (YOLO) dalam Deteksi Physical Distancing dan Wajah Bermasker. *Proceeding Seminar Nasional Politeknik Negeri Lhokseumawe*.
- Badan Pusat Statistik, 2021. Analisis Produktivitas Padi di Indonesia 2020. Direktorat Statistik Tanaman Pangan (Ed.). Badan Pusat Statistik.
- Badan Pusat Statistik, 2022. Analisis Produktivitas Padi di Indonesia 2021. Direktorat Statistik Tanaman Pangan (Ed.). Badan Pusat Statistik.
- Badan Pusat Statistik, 2023. Analisis Produktivitas Padi di Indonesia 2022. Direktorat Statistik Tanaman Pangan (Ed.). Badan Pusat Statistik.
- Badan Pusat Statistik, 2024. Analisis Produktivitas Padi di Indonesia 2023. Direktorat Statistik Tanaman Pangan (Ed.). Badan Pusat Statistik.
- Fauzi, M.D.M., Al Mudzakir, T., Sukmawati, C.E., & Indra, J., 2024. Deteksi Jenis Penyakit Pada Tanaman Padi Menggunakan Yolo V5. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer* 5 (1), 39–48. <https://doi.org/10.30865/klik.v5i1.2009>
- Gunawan, C.R., Nurdin, N., & Fajriana, F., 2023. Deteksi Ikan Segar Secara Realtime dengan YOLOv4 menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)* 7 (1), 1–11. <https://doi.org/10.31603/komtika.v7i1.8986>
- Krisdianto, K., Sonalitha, E., & Gumilang, Y.S.A., 2024. Deteksi penyakit padi menggunakan YOLO. *Uranus: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, Sains dan Informatika* 2 (3), 125–134. <https://doi.org/10.61132/uranus.v2i3.259>
- Padilla, R., Netto, S.L., & da Silva, E.A.B., 2020. A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms. *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, 237–242. IEEE. <https://doi.org/10.1109/IWSSIP48289.2020.9145130>
- Saputra, R.A., Wasyianti, S., Supriyatna, A., & Saefudin, D.F., 2021. Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network dan Arsitektur MobileNet pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi. *JURNAL SWABUMI* 9 (2). Diambil dari <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Rice>