



7.11%

SIMILARITY OVERALL

SCANNED ON: 18 JUL 2025, 9:02 AM

Similarity report

Your text is highlighted according to the matched content in the results above.

● IDENTICAL 1.33% ● CHANGED TEXT 5.77%

Report #27545385

SISTEM DETEKSI OBJEK UNTUK IDENTIFIKASI JENIS BERAS MENGGUNAKAN ALGORITMA YOLOV8 TUGAS AKHIR Nova Heryansyah 2020071010 PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI DAN DESAIN UNIVERSITAS PEMBANGUNAN JAYA TANGERANG SELATAN 2025 ABSTRACT OBJECT DETECTION SYSTEM FOR RICE VARIETY IDENTIFICATION USING YOLOV8 ALGORITHM Nova Heryansyah 1) , Lathifah Alfat, S.T., M.T. 2) 1) Mahasiswa Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya 2) Dosen Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya Manual identification of rice varieties is often inconsistent due to limited visual knowledge and high inter-varietal similarity. This research aims to develop an object detection system based on the YOLOv8 algorithm that can automatically and in real-time identify different rice varieties. The system was trained using an image dataset consisting of seven rice types: black rice, IR42, sticky rice, red rice, basmati, buloq, and japonica. The training process produced a classification model with high accuracy on internal data. Evaluation was conducted using confusion matrix, black box, and white box testing. The confusion matrix results showed 99% accuracy on internal data, while accuracy on external (outsourced) data dropped to 82%. Black box testing confirmed that the system functioned as expected within the user interface. White box testing was performed by analyzing the program flow and decision-making process in the source code. The decrease in performance on external data was

attributed to the lack of diversity in the training data, suggesting the need for data augmentation, additional images, or re-training. The developed system demonstrates promising potential as an efficient solution for rice variety classification to support digitalization in the agricultural sector. i Keywords: object detection; YOLOv8; computer vision; deep learning; agriculture technology ABSTRAK SISTEM DETEKSI OBJEK UNTUK IDENTIFIKASI JENIS BERAS MENGGUNAKAN ALGORITMA YOLOV8 Nova Heryansyah 1) , Lathifah Alfath, S.T., M.T. 2) 1) Mahasiswa Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya 2) Dosen Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya Pengenalan jenis beras secara manual oleh manusia kerap mengalami ketidakkonsistenan karena keterbatasan pengetahuan visual dan variabilitas antar varietas. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi objek berbasis algoritma YOLOv8 yang mampu mengidentifikasi jenis beras secara otomatis dan real-time. Sistem dilatih menggunakan dataset citra beras dari tujuh varietas berbeda, yang mencakup beras hitam, IR42, ketan, merah, basmati, bulog, dan japonica. Proses pelatihan menghasilkan model klasifikasi dengan akurasi tinggi pada data internal. Evaluasi dilakukan melalui pengujian confusion matrix, black box, dan white box. Hasil confusion matrix menunjukkan akurasi sebesar 99% pada data internal, sementara pada data eksternal (outsourcing) akurasi menurun menjadi 82%. Pengujian black box memastikan bahwa sistem bekerja sesuai

fungsionalitas yang diharapkan dalam antarmuka ii pengguna. Pengujian white box dilakukan dengan mengamati alur program dan pengambilan keputusan dalam kode sumber. Penurunan performa pada data eksternal diidentifikasi sebagai akibat kurangnya keberagaman data latih, sehingga disarankan penggunaan augmentasi data, penambahan citra, atau fine-tuning ulang. Sistem ini menunjukkan potensi sebagai solusi klasifikasi varietas beras yang efisien untuk mendukung digitalisasi di sektor pertanian. Kata Kunci: deteksi objek; YOLOv8; computer vision; deep learning; teknologi pertanian DAFTAR ISI

ABSTRACT.....

35 i ABSTRAK.

..... 1

10 13 14 30 35 37 39 ii DAFTAR ISI.

..... 1 10 13

14 30 35 37 39 .iii DAFTAR GAMBAR.

..... 1 10 13 14 30 35

37 39 .v DAFTAR TABEL.

..... 1 3 10 13 14

30 35 37 .vi BAB I PENDAHULUAN. 1 3 Error! 1 3 Bookmark not

defined. 1 3 1.1 Latar Belakang. 3 Error! 3 Bookmark not

defined. 3 1.2 Identifikasi Masalah. ... 1 3 Error! 1 3 Bookmark not

defined. 1 3 1.2 3 1 Rumusan Masalah. 1 3 Error! 1 3 Bookmark not defined.

1 1.2 2 Batasan Masalah.... 3 Error! 3 Bookmark not defined. 3 1.3

Tujuan Penelitian. 3 Error! 3 Bookmark not defined. 3 1.4

Manfaat Penelitian. 1 3 Error! 1 3 Bookmark not defined. 1 1.4

1 Manfaat bagi Masyarakat.....Error! Bookmark not defined. iii 1.4.2

Manfaat bagi PenelitiError! Bookmark not defined. 1.4.3 Manfaat bagi Ilmu

Pengetahuan...Error! Bookmark not defined. 1.5 Kebaruan..... 3 .Error!

3 Bookmark not defined. 3 1.6 Sistematika Penulisan.. .Error! 3 Bookmark not

defined. BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....Error! Bookmark not defined. 2.1

Pencapaian Terdahulu.. 1 Error! Bookmark not defined. 1 2.2 Tinjauan Teoritis.

..... 1 Error! Bookmark not defined. 2.2 1 Artificial Inteligence
 Error! Bookmark not defined. 2.2.2 Klasifikasi Citra..... 1 Error! Bookmark not
 defined. 2.2 3 YOLO..... 1 Error! Bookmark not defined. 2.2
 4 Confusion Matrix. . 1 Error! Bookmark not defined. 2.2 5 Black Box
 Testing....Error! Bookmark not defined. BAB III TAHAPAN
 PELAKSANAAN.....Error! Bookmark not defined. 3.1 Langkah-Langkah
 Pelaksanaan....Error! Bookmark not defined. 3.2 Metode Pengujian.....Error!
 Bookmark not defined. 3.2 1 1 Confusion Matrix . . 1 Error! Bookmark not
 defined. 3.2.2 Black Box 3 Error! 3 Bookmark not defined.
 BAB IV PERANCANGAN. 3 Error! 3 Bookmark not defined. 4.1
 Analisis Penelitian Terdahulu.....Error! Bookmark not defined. 4.2
 Spesifikasi Kebutuhan Sistem Baru... 1 Error! Bookmark not defined. 4.2 1
 Spesifikasi Perangkat Lunak. 1 .Error! Bookmark not defined. 4.2 2 Spesifikasi
 Perangkat Keras...Error! Bookmark not defined. 4.3 Perancangan dan Pembuatan
 Sistem. .Error! Bookmark not defined. iv 4.3.1 Pengumpulan
 Dataset.....Error! Bookmark not defined. 4.3 1 2 Pre-processing.
 1 Error! Bookmark not defined. 4.3.3 Pembagian Data.....Error! Bookmark not
 defined. 4.3.4 Pelatihan Model dengan YOLOv8. Error! Bookmark not defined.
 4.4 Skenario Pengujian.....Error! Bookmark not defined. 4.4.1 Skenario
 Pengujian Confusion MatrixError! Bookmark not defined. 4.4.2
 Skenario Pengujian Black BoxError! 1 Bookmark not defined. 1 42 BAB V HASIL
 DAN PEMBAHASAN. 1 Error! Bookmark not defined. 5.1
 Hasil..... .Error! Bookmark not defined. 5.1.1 Hasil
 Pelatihan Model YOLOv8Error! Bookmark not defined. 5.1.2 Hasil Evaluasi
 Model dengan Confusion MatrixError! Bookmark not defined. 5.1.3 Hasil
 Pengujian Black Box.....Error! Bookmark not defined. 5.2 Pembahasan.....
 1 .Error! Bookmark not defined. BAB VI PENUTUP. 1 .Error!
 Bookmark not defined. 1 6.1 Kesimpulan. 1 Error! Bookmark
 not defined. 1 6.2 Saran. 1 3 .Error! 1 3
 Bookmark not defined. DAFTAR PUSTAKA.
45 v DAFTAR

GAMBAR Gambar 3.1 Tahapan Pelaksanaan

14 Gambar 3.2 Confusion Matrix

16 Gambar 4.1 Tahap Pembuatan Model

23 Gambar 4.2 Tahap Preprocessing

27 Gambar 5.1 Grafik Perkembangan Akurasi dan Loss pada Model YOLOv8
Selama 50 Epoch

33 Gambar 5.2 Evaluasi Matrix untuk Data Internal

35 Gambar 5.3 Evaluasi Matrix untuk Data External

12 41 37 vi DAFTAR TABEL Tabel 2.1 Pencapaian Terdahulu.

12 40 .7 Tabel 4.1 Spesifikasi
Kebutuhan Perangkat Lunak .

8 12 2 Tabel 4.2 Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Keras .

8 12 21 Tabel 4.3 Contoh Gambar Pada Dataset Sistem Deteksi Wajah .

10 18 24 Tabel 4.4 Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian .

8 10 13 18 27 28 Tabel 4.5 Skenario Pengujian Confusion Matrix .

8 10 13 18 27 3 vii Tabel 4.6 Skenario Pengujian Black Box .

8 13 18 27 31 Tabel 4.7 Skenario Pengujian White Box .

28 34 Tabel 5.2 Evaluasi Matrix untuk Data External .

.....

28 36 Tabel 5.3 Hasil Pengujian Black Box .

.....

28 37 Tabel 5.4 Hasil Pengujian White Box .

.....

7 39 viii ix BAB I PENDAHULUAN 1.1 Latar Belakang Beras merupakan makanan pokok utama bagi mayoritas penduduk di kawasan Asia, termasuk Indonesia, serta menjadi komponen penting dalam pola konsumsi harian dan strategi ketahanan pangan nasional (Pede et al., 2024). Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS, 2022), konsumsi beras per kapita di Indonesia mencapai lebih dari 90 kilogram per tahun, menjadikan beras sebagai komoditas vital dengan dampak ekonomi dan sosial yang signifikan. X` 2024). Masing-masing varietas memiliki karakteristik yang khas, baik dari segi warna, bentuk, tekstur, maupun aroma, yang dapat digunakan sebagai indikator klasifikasi (Ahmed et al., 2021; Malla, 2023). Namun demikian, masyarakat umum kerap mengalami kesulitan dalam membedakan varietas-varietas beras tersebut (Mahmuda & Dewi, 2023). Kesulitan ini disebabkan oleh kemiripan visual antar varietas serta minimnya pengetahuan masyarakat terkait ciri fisik dari butir beras (Nurfadila et al., 2025). Pemahaman terhadap jenis-jenis varietas beras sangat penting, tidak hanya untuk membantu konsumen dalam memilih produk yang sesuai kebutuhan, tetapi juga untuk meningkatkan nilai edukatif terhadap produk pertanian lokal (Koklu et al., 2021; Rizal, 2024). Oleh karena itu, pengembangan sistem klasifikasi varietas beras menjadi fokus penting dalam riset bidang pertanian dan teknologi (Vaidya et al., 2025). Seiring pesatnya perkembangan teknologi digital, khususnya dalam bidang Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence/ AI), klasifikasi objek berbasis citra telah menjadi topik penting di berbagai sektor, termasuk pertanian (Hassan et al., 2022; Wijaya et al., 2023). Di antara berbagai teknik AI, deep 1 learning menunjukkan performa unggul dalam mengenali pola visual yang kompleks dalam beragam kondisi

dan dataset (Archana & Jeevaraj, 2024; Obaid et al., 2020). **2 4 6** Salah satu algoritma object detection berbasis deep learning yang paling banyak digunakan adalah You Only Look Once (YOLO), yang mampu melakukan deteksi dan klasifikasi objek dalam satu proses inferensi, sehingga sangat efisien dan cocok untuk aplikasi real-time (Talib et al., 2024). Varian seperti YOLO-Rice berbasis YOLOv8n telah menunjukkan akurasi deteksi malai padi secara real-time di lapangan lebih dari 93 % (Song et al., 2025), dan studi sebelumnya juga membuktikan performa kuat YOLO dalam klasifikasi benih padi (Phan et al., 2023). Beberapa penelitian telah mengimplementasikan algoritma seperti Convolutional Neural Network (CNN) (El Sakka et al., 2025), Support Vector Machine (SVM) (Khan et al., 2024), dan Histogram of Oriented Gradients (HOG) dalam klasifikasi citra, termasuk dalam konteks pertanian seperti deteksi penyakit tanaman dan klasifikasi kematangan buah (Kadum et al., 2025). Meski demikian, hanya sedikit penelitian yang secara khusus mengeksplorasi penerapan model terbaru YOLOv8 dalam klasifikasi varietas beras dengan citra statis yang diambil dalam kondisi nyata, bukan di lingkungan laboratorium terkontrol (Phan et al., 2023). Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan menerapkan model klasifikasi varietas beras berbasis algoritma YOLOv8, dengan menggunakan citra yang diambil langsung dari pedagang beras lokal di wilayah Ciputat, Indonesia. Citra tersebut mencerminkan keberagaman kondisi lingkungan yang alami dan realistis, sehingga menjadikan model lebih adaptif untuk penggunaan praktis. Selain itu, model klasifikasi yang dikembangkan telah diintegrasikan ke dalam aplikasi web interaktif yang memungkinkan pengguna umum mengunggah 2 gambar butir beras dan secara otomatis mengidentifikasi varietasnya. Sistem ini diharapkan dapat menjawab kebutuhan akan alat edukatif berbasis teknologi yang mendukung klasifikasi varietas beras secara efisien dan akurat di lingkungan nyata.

1.2 Identifikasi Masalah

1.2.1 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, penelitian ini dirancang untuk menjawab pertanyaan utama sebagai berikut: a. Bagaimana membangun model klasifikasi varietas beras menggunakan algoritma YOLOv8 yang mampu

mengenali citra beras dalam kondisi nyata secara akurat dan efisien? b. Bagaimana mengintegrasikan model klasifikasi tersebut ke dalam sistem aplikasi web yang dapat digunakan oleh pengguna umum untuk mengidentifikasi varietas beras secara otomatis? 1.2.2 Batasan Masalah Untuk menjaga fokus dan efektivitas penelitian, ruang lingkup penelitian ini dibatasi pada hal-hal berikut: a. Penelitian ini hanya mencakup tujuh jenis beras konsumsi, yaitu Beras Hitam, Beras IR42, Beras Ketan, Beras Merah, Beras Basmati, Beras Buloq, dan Beras Japonica. Jenis beras lain di luar daftar tersebut tidak termasuk dalam cakupan klasifikasi. b. Seluruh data citra berupa gambar butir beras dikumpulkan secara langsung dari pedagang beras di wilayah Ciputat, dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang alami sesuai lingkungan nyata (real-world setting), tanpa rekayasa laboratorium. 5 25 3 c. Penelitian ini hanya menggunakan algoritma You Only Look Once version 8 (YOLOv8) dalam proses pelatihan model dan klasifikasi gambar. Algoritma pembandingan seperti CNN, SVM, atau HOG tidak digunakan dalam eksperimen. d. Sistem klasifikasi dikembangkan dalam bentuk aplikasi berbasis web sederhana dengan fungsi utama untuk mengunggah gambar dan menampilkan hasil klasifikasi varietas. Fitur tambahan seperti manajemen pengguna, database hasil, atau penyimpanan riwayat klasifikasi tidak dikembangkan. e. Evaluasi performa model dibatasi pada metrik precision, recall, dan mean Average Precision (mAP50). Tidak dilakukan pengujian lintas perangkat, uji penggunaan massal, atau validasi lapangan berskala besar. 1.3 Tujuan Penelitian Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut: a. Membangun model klasifikasi tujuh varietas beras menggunakan algoritma YOLOv8 yang mampu mengenali citra beras dalam kondisi nyata secara akurat dan efisien. b. Mengintegrasikan model klasifikasi ke dalam aplikasi web yang memungkinkan pengguna umum mengidentifikasi varietas beras secara otomatis melalui unggahan gambar. 1.4 Manfaat Penelitian 1.4.1 Manfaat bagi Masyarakat Penelitian diharapkan mampu membantu masyarakat umum dalam mengenali dan membedakan varietas beras secara lebih mudah dan akurat melalui aplikasi web yang praktis, sehingga dapat meningkatkan kesadaran

akan kualitas dan jenis beras yang dikonsumsi. 4 1.4.2 Manfaat bagi Peneliti Penelitian ini memberikan pengalaman langsung dalam pengembangan model klasifikasi citra menggunakan YOLOv8 serta implementasinya dalam sistem berbasis web, yang dapat menjadi referensi dan landasan bagi pengembangan riset sejenis di masa depan. 1.4.3 Manfaat bagi Ilmu Pengetahuan Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan teknologi klasifikasi citra dalam bidang pertanian digital, khususnya dalam penerapan model deep learning berbasis YOLOv8 untuk klasifikasi varietas beras dengan pendekatan data dunia nyata (real-world dataset). 1.5 Kebaruan Kebaruan dalam penelitian ini terletak pada penerapan algoritma YOLOv8, versi terbaru dari metode object detection berbasis deep learning, untuk klasifikasi varietas beras dalam kondisi nyata. Berbeda dengan sebagian besar penelitian terdahulu yang menggunakan citra dari laboratorium dengan pencahayaan dan latar yang terkontrol, penelitian ini menggunakan gambar beras yang diambil langsung dari lingkungan pasar tradisional di Ciputat, sehingga mencerminkan keberagaman kondisi riil yang dihadapi pengguna. Selain itu, penelitian ini secara spesifik mengklasifikasikan tujuh varietas beras yang umum dikonsumsi masyarakat Indonesia, menjadikannya lebih relevan secara lokal. Kebaruan lainnya adalah pengembangan sistem berbasis web yang terintegrasi langsung dengan model klasifikasi, sehingga pengguna umum dapat mengunggah gambar dan memperoleh hasil identifikasi varietas secara otomatis. Pendekatan ini tidak hanya mendemonstrasikan penerapan teknologi terkini dalam bidang 5 pertanian digital, tetapi juga menawarkan solusi praktis yang mendukung edukasi masyarakat terkait jenis-jenis beras yang dikonsumsi. 1.6 Sistematika Penulisan Laporan tugas akhir ini disusun berdasarkan pedoman yang berlaku di Fakultas Teknologi dan Desain Universitas Pembangunan Jaya, dengan penyesuaian terhadap sistematika penulisan Program Studi Informatika. Struktur laporan terdiri dari enam bab utama yang tersusun secara logis dan sistematis. BAB I PENDAHULUAN memuat latar belakang penelitian, rumusan dan batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, kebaruan penelitian, serta gambaran umum isi laporan. BAB II TINJAUAN PUSTAKA berisi pembahasan

mengenai studi-studi terdahulu yang relevan serta dasar teori yang mendukung pelaksanaan penelitian. BAB III TAHAPAN PELAKSANAAN menjelaskan secara menyeluruh tahapan dan prosedur penelitian yang dilakukan, termasuk penjabaran alat dan bahan yang digunakan. BAB IV PERANCANGAN menyajikan rincian proses perancangan sistem, mulai dari analisis kebutuhan hingga desain antarmuka aplikasi yang dikembangkan. BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN berfokus pada pemaparan dan analisis hasil yang diperoleh selama proses penelitian, disertai pembahasan terhadap temuan utama. BAB VI PENUTUP 6 menyajikan simpulan dari hasil penelitian serta saran yang dapat menjadi acuan untuk penelitian lanjutan. 7 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 2.1 Pencapaian Terdahulu Penelitian mengenai identifikasi varietas atau jenis beras berbasis citra digital telah berkembang pesat seiring kemajuan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang computer vision dan object detection. 11 Berbagai pendekatan telah digunakan, mulai dari metode konvensional seperti Support Vector Machine (SVM) hingga pendekatan modern berbasis deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan YOLO. Setiap metode memiliki keunggulan dan keterbatasan masing-masing, baik dalam hal akurasi, efisiensi waktu inferensi, maupun ketahanan terhadap variasi kondisi nyata. Namun, sebagian besar penelitian terdahulu masih terbatas pada konteks laboratorium atau lingkungan terkontrol, sehingga model yang dihasilkan cenderung kurang adaptif ketika diterapkan pada data dari lingkungan nyata (real-world dataset). Selain itu, belum banyak penelitian yang mengintegrasikan model klasifikasi atau deteksi beras ke dalam aplikasi berbasis web interaktif untuk kebutuhan edukasi atau praktis di tingkat pengguna akhir. Berikut ini merupakan tinjauan kritis terhadap lima penelitian yang relevan, serta bagaimana penelitian ini berusaha mengisi gap dan memperbaiki keterbatasan yang ada: Tabel 2.1 Pencapaian Terdahulu Pencapaian ke-1 Nama Penulis Phan et al. (2023) Judul Rice Seed Classification Using YOLOv5 Object Detection Algorithm Hasil Penelitian ini menggunakan YOLOv5 untuk 8 mengklasifikasikan benih padi berdasarkan bentuk visual dan tekstur permukaan biji. Studi ini menunjukkan performa tinggi

dengan akurasi di atas 90% pada dataset yang dikumpulkan dari laboratorium. Gambar diambil dengan pencahayaan yang dikontrol secara ketat dan latar belakang netral. Namun, penelitian ini memiliki kelemahan signifikan: kurangnya generalisasi terhadap kondisi dunia nyata. Model sangat bergantung pada kualitas data terkontrol, dan tidak diuji pada gambar dari lingkungan pasar atau distribusi yang berbeda. Perbaikan dalam penelitian ini: Model YOLOv8 dilatih pada gambar nyata dari pasar tradisional, dengan pencahayaan alami dan latar belakang kompleks, guna membuktikan ketahanan dan adaptasi model terhadap kondisi nyata (domain generalization).

Pencapaian ke-2 Nama Penulis Song et al. (2025) Judul YOLO-Rice: A YOLOv8n-Based Lightweight Model for Real-Time Detection of Rice Panicles in the Field Hasil Studi ini memanfaatkan YOLOv8n untuk mendeteksi malai padi secara real-time di lahan pertanian, menggunakan perangkat edge seperti drone dan kamera lapangan. Akurasi deteksi mencapai 93%, menunjukkan kekuatan YOLOv8n dalam situasi lapangan terbuka. Namun, studi ini hanya terbatas pada deteksi objek secara umum, bukan pada identifikasi atau klasifikasi varietas. Tidak ada proses labeling varietas secara terpisah, sehingga tidak bisa digunakan untuk kebutuhan konsumen akhir.

9 Perbaikan dalam penelitian ini: Penelitian ini memperluas fungsi YOLOv8 menjadi sistem klasifikasi tujuh varietas beras konsumsi, dan menambahkan integrasi web agar sistem bisa digunakan langsung oleh masyarakat sebagai alat bantu edukatif dan praktis.

Pencapaian ke-3 Nama Penulis El Sakka et al. (2025) Judul Rice Classification Based on Convolutional Neural Network and Color-Texture Features Hasil Penelitian ini menggabungkan arsitektur CNN dengan fitur warna dan tekstur dalam proses klasifikasi beras. Hasilnya cukup kompetitif, terutama dalam membedakan varietas beras berdasarkan ciri visual. Namun, metode ini memiliki ketergantungan tinggi terhadap komputasi dan kondisi gambar yang stabil. Studi ini hanya efektif pada citra dengan latar polos dan pencahayaan ideal, serta membutuhkan sumber daya pemrosesan besar untuk inference.

Perbaikan dalam penelitian ini: YOLOv8n digunakan sebagai model yang lebih

ringan, cepat, dan efisien. Penelitian ini juga menambahkan augmentasi data seperti flip dan jitter warna untuk memperkuat model menghadapi variasi data dunia nyata. Pencapaian ke-4 Nama Penulis Khan et al. (2024) Judul Multiclass Classification of Rice Varieties Using Support Vector Machine (SVM) with Image Features Hasil Khan et al. menggunakan pendekatan SVM berbasis 10 fitur citra, seperti histogram warna dan tekstur, untuk mengklasifikasikan berbagai varietas beras. Model memiliki performa baik pada data homogen, tetapi mengalami penurunan akurasi drastis ketika diuji dengan gambar dari distribusi berbeda. Kelemahannya adalah pada proses ekstraksi fitur manual yang tidak fleksibel terhadap noise visual, rotasi objek, atau pencahayaan yang tidak konsisten. Perbaikan dalam penelitian ini: Metode end-to-end YOLOv8 yang digunakan dalam penelitian ini menghilangkan kebutuhan ekstraksi manual, serta menunjukkan adaptabilitas lebih tinggi pada data non-standar berkat fitur pembelajaran otomatis melalui konvolusi bertingkat. Pencapaian ke-5 Nama Penulis Kadum et al. (2025) Judul Agricultural Image Analysis Using HOG and Machine Learning for Fruit Ripeness and Disease Detection Hasil Penelitian ini menggunakan pendekatan klasik HOG (Histogram of Oriented Gradients) untuk mendeteksi kematangan buah dan penyakit tanaman. Meskipun akurasinya cukup baik dalam skenario spesifik, metode ini membutuhkan banyak tahapan preprocessing dan tidak scalable untuk jumlah kelas objek yang kompleks seperti varietas beras. Selain itu, sensitivitasnya terhadap fitur halus dan kemiripan antar kelas relatif rendah. Perbaikan dalam penelitian ini: YOLOv8 memiliki kemampuan membedakan perbedaan halus antar objek berkat mekanisme feature extraction bertingkat, dan dapat langsung diterapkan tanpa preprocessing manual yang 11 kompleks.

2.2 Tinjauan Teoritis

2.2.1 Artificial Intelligence

Artificial Intelligence/AI merupakan bidang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem atau mesin yang mampu meniru kemampuan kognitif manusia, seperti belajar, menalar, dan mengambil keputusan secara mandiri. Dalam konteks modern, AI telah berkembang pesat seiring dengan ketersediaan data besar (big data) dan peningkatan daya komputasi, sehingga

memungkinkan penerapannya, termasuk industri, pendidikan, pertanian, dan kesehatan (Zhao et al., 2021). AI terbagi ke dalam beberapa cabang utama, seperti machine learning, deep learning, natural language processing (NLP), serta computer vision. Di antara cabang tersebut, deep learning dan computer vision merupakan komponen utama dalam klasifikasi objek berbasis citra digital. AI bekerja melalui proses pelatihan model menggunakan data sehingga dapat mengambil keputusan secara otomatis tanpa perlu diprogram secara eksplisit untuk setiap tugas (Shabbir & Anwer, 2020). Dalam dunia pertanian digital, AI telah banyak dimanfaatkan untuk otomatisasi proses seperti pendeteksian penyakit tanaman, klasifikasi hasil panen, prediksi cuaca, dan pengelompokan varietas tanaman berbasis citra. Hal ini menunjukkan bahwa AI tidak hanya meningkatkan efisiensi kerja, tetapi juga memperluas akses terhadap teknologi cerdas di sektor-sektor tradisional (Akyazi et al., 2022).

2.2.2 Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra (image classification) adalah proses identifikasi dan pengelompokan gambar digital ke dalam kelas atau kategori tertentu berdasarkan karakteristik visual yang terkandung di dalamnya, seperti warna, bentuk, pola, dan tekstur. Dalam bidang computer vision, klasifikasi citra menjadi salah satu tugas fundamental yang mendasari berbagai aplikasi lanjutan seperti deteksi objek, segmentasi citra, dan pengenalan wajah (Lu et al., 2021). Pendekatan tradisional dalam klasifikasi citra dilakukan melalui ekstraksi fitur secara manual, seperti menggunakan Local Binary Pattern (LBP), yang kemudian dikombinasikan dengan algoritma klasifikasi seperti Support Vector Machine (SVM) atau K-Nearest Neighbors (KNN). Namun, seiring dengan berkembangnya deep learning, metode manual ini mulai ditinggalkan karena model Convolutional Neural Network (CNN) dapat secara otomatis mengekstraksi fitur dan melakukan klasifikasi sekaligus (Xie et al., 2022). CNN telah terbukti unggul dalam berbagai tantangan klasifikasi citra karena kemampuannya untuk menangkap representasi spasial dari data visual melalui proses konvolusi dan pooling yang berlapis-lapis. Hal ini menjadikan klasifikasi citra sebagai komponen inti dalam sistem

deteksi berbasis visual yang cerdas dan efisien. 2.2.3 YOLO YOLO merupakan algoritma object detection berbasis deep learning yang sangat populer karena efisiensinya dalam melakukan deteksi dan klasifikasi objek secara bersamaan dalam satu kali proses inferensi. Berbeda dengan metode tradisional seperti R-CNN yang memerlukan beberapa tahap, YOLO mengubah permasalahan deteksi objek menjadi permasalahan regresi spasial langsung terhadap bounding box dan kelas objek dalam satu jaringan saraf konvolusional (Bochkovskiy et al., 2020). 13 Seiring waktu, YOLO mengalami berbagai peningkatan performa dan efisiensi melalui versi-versi lanjutannya, mulai dari YOLOv3, YOLOv4, hingga YOLOv5 dan YOLOv6. Versi terbaru, YOLOv8, dikembangkan oleh Ultralytics dan dirilis pada tahun 2023. YOLOv8 menawarkan arsitektur yang lebih modular dan ringan, serta dukungan penuh untuk instance segmentation, classification, dan pose estimation. Dalam implementasinya, YOLOv8 juga menggunakan strategi augmentasi data seperti Mosaic dan MixUp, serta optimalisasi loss function untuk menghasilkan deteksi yang lebih presisi dan stabil (Jocher et al., 2023). YOLOv8 memiliki kemampuan adaptasi terhadap berbagai ukuran dan bentuk objek serta mampu bekerja secara real-time dengan akurasi tinggi, menjadikannya sangat cocok untuk klasifikasi varietas beras yang memiliki perbedaan halus dalam bentuk, tekstur, dan warna. Kombinasi antara kecepatan dan ketepatan inilah yang membuat YOLOv8 unggul dan relevan untuk aplikasi dunia nyata di bidang pertanian digital (Redmon & Farhadi, 2021; Jocher et al., 2023).

2.2 **16** 4 Confusion Matrix Confusion matrix merupakan alat evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa model klasifikasi, terutama dalam konteks pembelajaran mesin dan pengolahan citra. **26** Matriks ini menyajikan perbandingan antara label prediksi yang dihasilkan oleh model dan label sebenarnya dari data uji. Dalam kasus klasifikasi multi-kelas, confusion matrix berbentuk tabel persegi yang merepresentasikan jumlah prediksi setiap kelas, sehingga memungkinkan analisis lebih rinci terhadap kekuatan dan kelemahan model dalam mengenali setiap kategori (Zhou et al., 2021). 14 Komponen utama dalam confusion matrix meliputi True- False matrix. **2** **29**

Berdasarkan nilai-nilai ini, sejumlah metrik performa dapat dihitung, seperti precision, recall, accuracy, dan F1-score. **2** Precision mengukur ketepatan model dalam memberikan prediksi positif, sementara recall menilai sejauh mana model mampu mengenali semua instance yang relevan. F1- score menjadi metrik gabungan yang menyeimbangkan precision dan recall, terutama penting pada dataset yang tidak seimbang (Sahami Shirazi et al., 2020). Dalam penelitian klasifikasi varietas beras berbasis citra, confusion matrix sangat berguna untuk mengevaluasi apakah model mendeteksi jenis beras secara konsisten, serta untuk mengidentifikasi kelas-kelas yang sering tertukar akibat kemiripan visual. Oleh karena itu, confusion matrix tidak hanya menjadi alat statistik, tetapi juga alat diagnostik penting dalam pengembangan dan penyempurnaan model klasifikasi berbasis AI. **21** **2.2** **21** **23** **5** Black Box Testing Black box testing berfokus dalam pengujian perangkat lunak yang mengevaluasi fungsionalitas sistem tanpa mengetahui strukturnya.

Pengujian hanya memberikan input dan mengamati output untuk memastikan sistem bekerja sesuai spesifikasi (Rizwan et al., 2021). Teknik ini umum digunakan untuk menguji antarmuka pengguna, validasi input, dan alur sistem secara keseluruhan. Dalam penelitian ini, black box testing digunakan untuk menguji apakah fitur unggah gambar dan hasil klasifikasi pada aplikasi web dapat berfungsi dengan baik dari sisi pengguna, tanpa memeriksa proses internal model YOLOv8. 15 BAB III TAHAPAN PELAKSANAAN 3.1 Langkah-Langkah Pelaksanaan Penelitian ini dilaksanakan secara bertahap berdasarkan pendekatan rekayasa perangkat lunak yang sistematis dan terstruktur. Proses dimulai dari identifikasi permasalahan hingga pengujian dan dokumentasi sistem. 16 Gambar 3.1 Tahapan Pelaksanaan a. Identifikasi Masalah Tujuan Identifikasi masalah untuk memahami isu yang ada dalam masyarakat, yaitu kesulitan membedakan jenis beras berdasarkan karakteristik visual. Permasalahan ini kemudian dirumuskan secara spesifik untuk menjadi fokus utama dalam penelitian klasifikasi beras berbasis citra. b. Tinjauan Pustaka Tinjauan pustaka dilakukan dengan mempelajari berbagai sumber literatur ilmiah, yang relevan dengan topik klasifikasi citra, algoritma

YOLO, dan teknologi web pendukung. Tahapan ini bertujuan untuk memperkuat landasan teori serta membandingkan pendekatan yang sudah ada. c. Perumusan Masalah Perumusan masalah bertujuan untuk menyusun pertanyaan penelitian secara eksplisit berdasarkan gap yang ditemukan 17 dalam literatur dan kondisi lapangan. Perumusan ini menjadi dasar dalam menentukan arah solusi teknologi yang dikembangkan. d. Analisis Kebutuhan Analisis kebutuhan melibatkan identifikasi kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem, baik dari sisi pengguna akhir (user) maupun kebutuhan teknis sistem. Hasil analisis digunakan untuk menentukan spesifikasi sistem yang akan dikembangkan. e. Perancangan Sistem Perancangan system mencakup pembuatan rancangan arsitektur sistem, alur kerja aplikasi, serta desain antarmuka pengguna. Rancangan ini juga mempertimbangkan bagaimana model klasifikasi YOLOv8 akan diintegrasikan dalam sistem. f. Penulisan Kode Program Proses ini mencakup pelatihan model YOLOv8, integrasi ke dalam backend aplikasi web, serta pengembangan antarmuka frontend. g. Pengujian Sistem Pengujian mencakup metode black box untuk pengujian antarmuka pengguna dan white box untuk verifikasi logika pemrosesan data dan klasifikasi. h. Penulisan Laporan Penulisan laporan merupakan tahap akhir yang mendokumentasikan seluruh proses dan hasil penelitian, mulai dari latar belakang hingga pengujian sistem, dalam bentuk laporan tugas akhir yang sesuai dengan standar akademik. 3.2 Metode Pengujian Untuk mengevaluasi performa dan keandalan sistem klasifikasi varietas beras yang telah dikembangkan, dilakukan serangkaian pengujian menggunakan tiga pendekatan utama, 18 yaitu confusion matrix, pengujian white box, dan pengujian black box. Penjelasan rinci dari setiap metode pengujian dijabarkan pada subbab berikut. 3.2.1 Confusion Matrix Confusion matrix bertujuan untuk mengevaluasi model klasifikasi adalah dengan mencocokkan output prediksi model terhadap label yang benar pada data pengujian. 17 Dalam kasus klasifikasi multi-kelas, seperti klasifikasi varietas beras, confusion matrix berbentuk tabel dua dimensi yang menunjukkan jumlah prediksi benar maupun salah untuk setiap kelas. Gambar 3.2 Confusion Matrix Berikut merupakan penjelasan dari setiap komponen utama

dalam confusion matrix seperti ditunjukkan pada gambar sebelumnya: a) True Positive (TP) Merupakan kondisi di mana sistem berhasil mengidentifikasi dengan tepat bahwa suatu data memang termasuk ke dalam kategori yang dituju. Artinya, prediksi dan kenyataan sama-sama menunjukkan kelas positif. b) True Negative (TN) Situasi ini terjadi saat sistem mengenali sebuah data sebagai bukan bagian dari kelompok positif, dan penilaian 19 tersebut sesuai dengan fakta sebenarnya. Model berhasil menyaring data yang memang bukan termasuk kelas target. c) False Positive (FP) Ini adalah keadaan di mana sistem menganggap sebuah data termasuk dalam kategori positif, padahal sebenarnya data tersebut tidak seharusnya masuk ke dalam kategori itu. Kesalahan semacam ini sering disebut sebagai kesalahan tipe satu (Type I Error). d) False Negative (FN) Terjadi saat sistem menyimpulkan bahwa sebuah data tidak masuk dalam kategori yang dicari, padahal data tersebut sebetulnya termasuk di dalamnya. Jenis kesalahan ini dikenal juga sebagai kesalahan tipe dua (Type II Error).

3.2.2 Black Box

Black box digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem dari perspektif pengguna, mengabaikan struktur kode program. Fokus utama pengujian ini adalah memastikan bahwa fitur-fitur utama, seperti unggah gambar beras dan penampilan hasil klasifikasi varietas, dapat dijalankan dengan baik sesuai dengan kebutuhan.

19 Proses pengujian dilakukan dengan memberikan berbagai input gambar kepada sistem dan memeriksa apakah output klasifikasi yang ditampilkan sesuai dengan ekspektasi. Hasil dari pengujian ini membantu dalam menilai

keandalan sistem secara keseluruhan dari sisi interaksi pengguna, serta mengidentifikasi potensi kesalahan fungsi yang mungkin terjadi pada antarmuka.

3.2.3 White Box

White box digunakan untuk menguji logika internal sistem dan memastikan bahwa seluruh proses yang berlangsung dari sisi kode program berjalan sesuai dengan alur yang telah dirancang.

20 Berbeda dengan pengujian black box yang berfokus pada hasil akhir dari perspektif pengguna, white box testing mengevaluasi jalur logika internal, struktur fungsi, serta alur pemrosesan data dari input hingga output. Dalam penelitian ini, pengujian white box dilakukan terhadap file inti

app.py yang menjadi pusat proses deteksi varietas beras menggunakan model YOLOv8. Melalui analisis terhadap kode tersebut, dapat ditelusuri bagaimana sistem memuat model, menerima input gambar, melakukan prediksi, hingga menyajikan hasil klasifikasi beserta deskripsi varietas dari basis data. Pengujian ini juga mencakup validasi terhadap alur penyimpanan riwayat prediksi ke database serta penanganan error apabila terjadi kegagalan dalam proses prediksi. Dengan demikian, pengujian white box berperan penting untuk menjamin bahwa sistem tidak hanya berfungsi secara fungsional di permukaan, tetapi juga memiliki struktur logika internal yang stabil, terstruktur, dan dapat ditelusuri apabila terjadi anomali selama proses deteksi.

21 BAB IV PERANCANGAN 4.1 Analisis Penelitian Terdahulu Penelitian ini didasari sejumlah studi terdahulu yang telah mengembangkan sistem klasifikasi berbasis citra dalam bidang pertanian, khususnya beras. Beberapa pendekatan telah digunakan, seperti metode klasikal dengan ekstraksi fitur manual yang dikombinasikan dengan algoritma seperti Support Vector Machine (SVM), serta pendekatan berbasis AI lainnya. Phan et al. (2023) menggunakan YOLOv5 untuk klasifikasi benih padi dan menunjukkan performa akurasi yang tinggi, namun data yang digunakan berasal dari citra laboratorium, bukan dari lingkungan nyata. Sementara itu, Song et al. (2025) menerapkan YOLOv8n (YOLO-Rice) untuk mendeteksi malai padi secara real-time di area pertanian terbuka, menunjukkan akurasi di atas 93%, namun hanya fokus pada deteksi objek, bukan klasifikasi varietas. Studi lain oleh El Sakka et al. (2025) memanfaatkan CNN untuk klasifikasi beras berdasarkan warna dan tekstur, namun pendekatan ini membutuhkan komputasi tinggi dan sangat bergantung pada kondisi pencitraan yang stabil. Begitu pula penelitian Khan et al. (2024) yang menggunakan SVM, namun terbatas pada fitur visual yang diekstraksi manual dan kurang mampu beradaptasi terhadap variasi kondisi nyata. Dibandingkan dengan penelitian-penelitian tersebut, penelitian ini menghadirkan pendekatan baru melalui penggunaan YOLOv8 untuk klasifikasi tujuh varietas beras yang citranya dikumpulkan langsung dari lingkungan nyata. Selain itu, model yang

dibangun tidak hanya berdiri sendiri, tetapi juga diintegrasikan ke dalam sistem aplikasi web yang memungkinkan interaksi langsung dengan pengguna.

Hal ini menjadi keunggulan utama dalam hal kepraktisan dan kontribusi nyata terhadap edukasi masyarakat dalam mengenali jenis-jenis beras lokal dan impor secara cepat dan akurat.

4.2 Spesifikasi Kebutuhan Sistem Baru

4.2.1 Spesifikasi Perangkat Lunak

Seluruh perangkat lunak digunakan dalam berbagai tahap, mulai dari perancangan sistem, pelatihan model YOLOv8, hingga pengembangan antarmuka aplikasi web. **31** Rincian perangkat lunak dapat dilihat pada Tabel 4.1 berikut: Tabel 4.1 Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Lunak No .

Perangkat Keterangan

1. Windows 10 (32 bit) Operating System utama sebagai platform pengembangan
2. VsCode Code editor yang digunakan untuk menulis dan menjalankan skrip program
3. Python 3.12 + PyTorch Bahasa pemrograman dan framework utama dalam pelatihan model YOLOv8
4. Ultralytics YOLOv8 Library deteksi objek berbasis PyTorch untuk klasifikasi varietas beras

Penjelasan lebih rinci sebagai berikut:

- a) Sistem Operasi (Windows 10) Operating-system menyediakan lingkungan pengembangan yang stabil untuk menjalankan seluruh aplikasi dan library yang 23 terlibat dalam penelitian ini. Platform ini mendukung berbagai software yang digunakan, termasuk editor kode dan framework pembelajaran mesin.
- b) Visual Studio Code (VSCode) VsCode merupakan code editor kode ringan dan fleksibel yang digunakan untuk menulis skrip Python, mengelola struktur proyek, serta menjalankan server lokal saat proses integrasi sistem web. Penggunaan ekstensi pendukung seperti Python dan Live Server turut memudahkan pengembangan aplikasi secara efisien.
- c) Python 3.12 dan PyTorch Python digunakan sebagai bahasa pemrograman utama dalam penelitian ini karena dukungannya yang luas terhadap pengolahan data, pembuatan model AI, dan integrasi ke berbagai sistem. PyTorch digunakan sebagai framework deep learning yang menjadi fondasi dari model YOLOv8, yang bertugas melatih dan mengevaluasi performa klasifikasi citra varietas beras.
- d) Ultralytics YOLOv8 Ultralytics YOLOv8 merupakan implementasi dari algoritma YOLO generasi terbaru yang digunakan dalam penelitian ini. Library ini mendukung

pelatihan dan inferensi model klasifikasi objek dengan performa tinggi dan struktur yang mudah diintegrasikan. Karena dataset yang digunakan sudah tersedia dalam format YOLO, proses anotasi manual tidak dilakukan dalam penelitian ini.

4.2.2 Spesifikasi Perangkat Keras

Perangkat keras merupakan komponen penting yang mendukung proses pelatihan model dan pengembangan sistem klasifikasi berbasis citra. Masing-masing komponen memiliki peran khusus dalam mendukung efisiensi dan kelancaran proses pengolahan data, pelatihan model YOLOv8, serta integrasi sistem berbasis web.

Tabel 4.2 berikut merangkum spesifikasi minimum dan aktual dari perangkat keras yang digunakan dalam proyek ini:

Tabel 4.2 Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Keras	
No.	Komponen Spesifikasi
1.	Processor 4 GHz
2.	Memory 512 GB SSD
3.	Random-access memory 16 GB

a) Prosesor
Prosesor berfungsi sebagai pusat pengendali utama dari sistem komputer yang digunakan dalam proyek ini. Komponen ini menjalankan berbagai instruksi komputasi, termasuk pemrosesan data citra dan eksekusi algoritma deteksi objek berbasis YOLOv8. Dengan spesifikasi kecepatan 4 GHz, prosesor yang digunakan mendukung kelancaran pemrosesan citra secara lokal tanpa perlu bergantung pada server eksternal. Kecepatan prosesor yang tinggi juga memastikan proses pelatihan dan validasi model berjalan secara efisien.

b) Penyimpanan
Komponen penyimpanan digunakan untuk menyimpan semua file proyek, termasuk dataset citra, model hasil pelatihan, serta file pendukung lainnya seperti konfigurasi sistem dan skrip program. Dalam penelitian ini, penyimpanan tipe SSD dengan kapasitas 512 GB digunakan untuk memastikan akses data yang cepat, terutama saat pemanggilan gambar dan model selama proses pelatihan dan inferensi.

c) Memory (RAM)
RAM digunakan sebagai media penyimpanan sementara yang membantu sistem dalam menjalankan berbagai proses selama waktu eksekusi (runtime). RAM yang memadai sangat dibutuhkan dalam pelatihan dan penggunaan model YOLOv8 karena model dan data citra akan dimuat ke dalam memori selama proses berlangsung. Dengan kapasitas 16 GB, RAM yang digunakan dalam penelitian ini cukup untuk menangani proses klasifikasi citra secara efisien tanpa mengalami hambatan signifikan.

dalam performa sistem. 4.3 Perancangan dan Pembuatan Sistem 26 Gambar 4.1 Tahap Pembuatan Model Sistem klasifikasi varietas beras berbasis citra yang dirancang dalam penelitian ini melewati serangkaian proses yang berurutan dan terintegrasi. Proses dimulai dari pengumpulan dataset gambar berbagai jenis beras, dilanjutkan dengan tahapan pre-processing untuk menyiapkan data dahulu sebelum dilakukan pelatihan model. Dataset yang telah disiapkan kemudian dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan (training) dan data pengujian (testing), dengan proporsi tertentu yang disesuaikan untuk menghindari overfitting. Data pelatihan digunakan dalam proses pembentukan model menggunakan algoritma YOLOv8. Hasil pengujian ini menjadi dasar dalam menentukan tingkat akurasi dan efektivitas model dalam mengenali varietas beras berdasarkan fitur 27 visualnya. Model yang telah diuji dan menunjukkan performa yang baik kemudian diimplementasikan ke dalam sistem deteksi akhir, di mana pengguna dapat mengunggah citra beras dan memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis.

4.3.1 Pengumpulan Dataset

Dataset merupakan komponen krusial dalam pengembangan sistem klasifikasi citra berbasis deep learning. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan berisi gambar dari tujuh varietas beras, yaitu Beras Hitam, IR42, Ketan, Merah, Basmati, Buloq, dan Japonica. Seluruh citra diperoleh dari dokumentasi langsung di lingkungan nyata, seperti pasar tradisional atau toko beras, sehingga mencerminkan kondisi pencahayaan, latar belakang, dan kemasan yang beragam. Sebagai ilustrasi, berikut ini adalah contoh beberapa gambar dalam dataset yang digunakan beserta keterangan masing-masing varietas: Tabel 4.3 Contoh Gambar Pada Dataset Sistem Deteksi Wajah No. Gambar/Citra Keterangan 1. Beras Hitam 28 2. Beras IR42 3. Beras Ketan 4. Beras Merah 29 5. Beras Basmati 6. Beras Buloq 7. Beras Japonica Penetapan label dilakukan secara manual berdasarkan observasi langsung terhadap karakteristik visual dari masing- masing varietas, seperti warna, bentuk butir, dan tekstur permukaan. Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan selama pelatihan model benar-benar mewakili kelas yang dituju. Dataset yang telah dikumpulkan kemudian 30

digunakan dalam tahap preprocessing dan pembagian data, sebelum akhirnya dilatih menggunakan algoritma YOLOv8. 4.3.2 Pre-processing Tahap pre-processing merupakan langkah penting sebelum model YOLOv8 dapat dilatih secara optimal. Proses ini bertujuan untuk mempersiapkan dataset agar memenuhi format dan kualitas yang dibutuhkan dalam pemrosesan citra dan pelatihan model. Pada penelitian ini, proses pre-processing dilakukan secara sistematis melalui tahapan pada gambar berikut. Gambar 4.2 Tahap Preprocessing a. Start Proses diawali dengan menyiapkan seluruh gambar varietas beras yang telah dikumpulkan. b. Gambar 31 Dataset citra yang digunakan berasal dari hasil dokumentasi gambar asli yang telah diklasifikasikan berdasarkan varietasnya. c. Labelling Setiap citra diberi label menggunakan tool anotasi seperti [LabelImg atau Roboflow], dengan menentukan posisi bounding box serta kelas varietas beras yang sesuai. d. Resize Ukuran gambar disesuaikan ke dimensi tertentu, misalnya 640x640 piksel, agar konsisten dengan format input yang dibutuhkan oleh model YOLOv8. e. Black Background Tahap ini bertujuan untuk menambahkan latar belakang hitam seragam guna menghindari noise visual dan meningkatkan kontras objek terhadap latar belakang. f. Finish Proses pre-processing selesai dan menghasilkan dataset yang telah terstruktur serta siap digunakan dalam tahap pelatihan model. Dengan diterapkannya tahapan pre-processing ini, kualitas dataset akan lebih terjamin dalam melakukan pelatihan dan pengujian model YOLOv8. Hal ini diharapkan mampu meningkatkan performa model dalam melakukan deteksi dan klasifikasi varietas beras berdasarkan ciri visual seperti bentuk, warna, dan tekstur. 4.3.3 Pembagian Data Sebelum melakukan proses pelatihan pada model, kumpulan dataset yang tersedia perlu dipisahkan, yaitu data untuk pelatihan dan data untuk pengujian. Tujuannya untuk membedakan data yang diperuntukkan dalam proses pembuatan model dengan data yang dipakai dalam evaluasi akurasi serta 32 kemampuan model dalam mengenali data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian dataset dilakukan dengan membagi 80% dataset sebagai data latih dan 20% untuk data uji, bobot ini merupakan konfigurasi umum dalam

praktik pembelajaran mesin. Pembagian ini dilakukan secara acak namun tetap mempertahankan distribusi kelas yang seimbang agar tidak terjadi bias dalam proses pelatihan maupun pengujian. Jumlah dan proporsi pembagian data ditampilkan pada Tabel 4.4 berikut: Tabel 4.4 Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian Data Type Images Percentage Data Train (Pelatihan) 240 80% Data Test (Pengujian) 60 20% Total 300 100% Tabel 4.4 menunjukkan bobot pembagian data dalam proses pelatihan model. Proses pelatihan dapat dilakukan secara optimal karena model mendapatkan cukup banyak variasi data untuk belajar. Sementara itu, data pengujian yang terpisah sepenuhnya dari data pelatihan digunakan untuk mengukur performa model secara objektif terhadap data baru. Strategi ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang tidak hanya akurat pada data pelatihan, tetapi juga mampu melakukan prediksi secara andal pada data di luar sampel yang dilatihkan. 4.3 5 4

Pelatihan Model dengan YOLOv8 Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan algoritma YOLOv8, salah satu versi terbaru dari keluarga You Only Look Once yang dikembangkan oleh Ultralytics. 22 Model ini dipilih karena kemampuannya dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek secara real-time dalam satu proses inferensi yang efisien. Untuk melatih model, digunakan arsitektur YOLOv8n (nano) yang lebih ringan dan cocok diterapkan pada perangkat dengan spesifikasi komputasi terbatas namun tetap memiliki akurasi yang baik. Dataset yang telah dikumpulkan dan dibagi ke dalam subset pelatihan, validasi, dan pengujian diolah dalam lingkungan pengembangan berbasis Python dan PyTorch, dengan pelatihan dijalankan menggunakan Ultralytics YOLOv8 API.

24 Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch, dengan learning rate awal sebesar 0.01, batch size sebanyak 16, dan menggunakan optimizer SGD. Untuk menghindari overfitting dan meningkatkan generalisasi model, dilakukan pula beberapa teknik augmentasi seperti horizontal flip, scaling, dan color jittering. Hasil dari proses pelatihan ini menunjukkan nilai precision, recall, dan mAP@0.5 yang meningkat secara bertahap setiap epoch. 4 Metrik evaluasi utama yang digunakan adalah mean Average Precision (mAP) karena mampu merepresentasikan performa klasifikasi multi-kelas dengan baik. Model terbaik dipilih

berdasarkan checkpoint dengan nilai mAP tertinggi pada data validasi. Secara umum, tahapan pelatihan ini menunjukkan bahwa model mampu belajar pola visual dari berbagai jenis beras secara efektif, terutama karena penggunaan data citra dari kondisi nyata (real-world) yang lebih bervariasi dibandingkan lingkungan laboratorium.

4.4 Skenario Pengujian

Pengujian sistem merupakan tahap penting untuk mengevaluasi performa dan kualitas model yang telah dibangun. Pada penelitian ini, pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem deteksi varietas beras berbasis algoritma YOLOv8 mampu bekerja dengan optimal juga sesuai dengan tujuan. Pengujian dilakukan melalui beberapa pendekatan, yaitu: 34 pengujian Confusion Matrix untuk mengukur akurasi klasifikasi model, pengujian Black Box untuk menilai fungsionalitas sistem dari sisi pengguna, dan pengujian White Box untuk memvalidasi logika internal sistem serta jalur eksekusi program. Setiap jenis pengujian disesuaikan dengan karakteristik sistem dan tujuan evaluasi masing-masing, sehingga dapat memberikan gambaran yang menyeluruh mengenai keandalan dan efektivitas sistem yang dikembangkan.

4.4.1 Skenario Pengujian Confusion Matrix

Confusion Matrix memberikan analisa terkait performa model YOLOv8 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan varietas beras. **32 Evaluasi ini menitikberatkan pada tiga metrik utama, yaitu akurasi, presisi, dan recall.** Ketiga metrik ini dihitung berdasarkan nilai True dan False dari hasil prediksi model terhadap data uji. Semakin tinggi nilai akurasi, presisi, dan recall (mendekati 1), maka semakin baik pula performa model dalam mengenali jenis varietas beras dengan tepat.

Tabel 4.5 Skenario Pengujian Confusion Matrix

No. Fokus Ukur Perhitungan Hasil yang diharapkan

1. Akurasi $\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} > 0$
2. Presisi $\frac{TP}{TP + FP} > 0$
3. Recall $\frac{TP}{TP + FN} > 0$

4.4.2 Skenario Pengujian Black Box

Evaluasi diperlukan guna mengetahui sejauh mana model dapat mendeteksi varietas beras yang telah dibangun mampu mengidentifikasi gambar berdasarkan kelas yang telah dilatih sebelumnya. Black box digunakan dalam tahap ini, suatu metode evaluasi sistem tanpa melihat struktur internal dari model. Fokus pengujian ini adalah

mengamati apakah sistem dapat mengenali varietas beras dengan benar saat diberikan input berupa gambar, baik dari dataset asli maupun dari sumber luar (outsource), selama varietas tersebut masih termasuk dalam kelas yang dikenali oleh model. Dengan demikian, pengujian ini merepresentasikan skenario nyata saat sistem dioperasikan secara langsung oleh pengguna. **30** Tabel 4.6

Skenario Pengujian Black Box No . Skenario Pengujian Hasil yang Diharapkan 1.

Gambar varietas beras dari dataset asli Sistem mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan varietas beras dengan benar 2. Gambar varietas beras dari sumber lain (outsource) tetapi masih dalam kelas model Sistem tetap mampu mengenali varietas dengan akurat meskipun berasal dari sumber lain

4.4.3 Skenario Pengujian White Box Pengujian white box dilakukan untuk mengevaluasi sistem dari sisi internal, terutama alur logika dan struktur kode program yang mengendalikan proses klasifikasi varietas beras. Tujuan utama dari pengujian ini adalah memastikan bahwa setiap fungsi dan alur logika dalam kode sumber aplikasi bekerja sesuai harapan, mulai dari proses unggah gambar, prediksi oleh model YOLOv8, pengambilan informasi dari basis data, hingga penyimpanan riwayat prediksi. Dalam tahap ini, kode sumber pada file app.py diuji dengan memperhatikan bagaimana variabel dan fungsi saling terhubung, serta memastikan bahwa hasil keluaran sesuai dengan kondisi yang diuji. Pengujian ini melibatkan pemahaman terhadap 36 struktur pemrograman Python, dependensi pustaka, dan integrasi model pembelajaran mesin dengan basis data MySQL. Dengan demikian, pengujian white box mewakili skenario evaluasi dari sisi pengembang, untuk mendeteksi kemungkinan kesalahan logika atau bug yang tidak terdeteksi oleh metode black box. Tabel 4.7 Skenario Pengujian White Box No . Skenario

Pengujian Hasil yang Diharapkan 1. Sistem menerima file gambar dari form input pengguna (request.files['file']) Sistem memproses file dengan benar dan tidak mengembalikan error ketika file valid diunggah 2. Model YOLOv8 memproses gambar dan mengembalikan indeks prediksi kelas (probs.top1) Sistem mengubah indeks menjadi label varietas beras yang benar menggunakan CLASS_MAP 3. Sistem mengambil data varietas dari database berdasarkan hasil

prediksi Informasi yang ditampilkan sesuai dengan data beras_info dalam basis data 4. Sistem menyimpan riwayat prediksi ke dalam tabel riwayat Data prediksi (nama file, varietas, confidence) berhasil disimpan dan dapat ditelusuri di tabel riwayat 5. Sistem memberikan respons dalam format JSON berisi nama varietas dan detailnya Respons API berisi data yang sesuai struktur dan lengkap: varietas, ukuran, warna, tekstur, dan deskripsi 37 BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN 5.1 Hasil 5.1.1 Hasil Pelatihan Model YOLOv8 Pelatihan model dilakukan menggunakan YOLOv8 yang diimplementasikan melalui library Ultralytics dengan bantuan pustaka PyTorch. **14** Dataset yang digunakan terbagi menjadi 3 bagian, yang merupakan 70% data latih, 20% data validasi, dan juga 10% data pengujian. **20** Proses pelatihan dilakukan dalam 100 epoch, dengan parameter awal seperti learning rate, batch size, dan optimizer yang telah dikonfigurasi secara default dari Ultralytics. Model dilatih dengan tujuan untuk mengklasifikasikan varietas beras berdasarkan citra visual yang tersedia. Selama proses pelatihan, metrik evaluasi utama yang digunakan meliputi Box Loss, Class Loss, mAP50, Precision, dan Recall. Berikut ini merupakan hasil pelatihan model YOLOv8 berdasarkan metrik-metrik tersebut. 38 Gambar 5.1 Grafik Perkembangan Akurasi dan Loss pada Model YOLOv8 Selama 50 Epoch Berdasarkan Gambar 5.1, nilai akurasi secara signifikan meningkat sejak awal pelatihan. Pada epoch ke-1, akurasi masih berada di angka sekitar 62%, namun melonjak hingga mencapai lebih dari 90% pada epoch ke-2, dan kemudian menstabil di angka 99–100% mulai dari epoch ke-10 hingga akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu belajar secara efektif dari dataset yang diberikan. Pada grafik sebelah kanan, terlihat bahwa nilai training loss mengalami penurunan tajam pada 10 epoch pertama, dari sekitar 1.9 ke bawah 0.1, kemudian mengalami pelandaian yang menandakan konvergensi model. Nilai loss yang rendah ini menunjukkan bahwa selisih prediksi model terhadap label ground truth semakin kecil. Hasil ini menunjukkan bahwa model YOLOv8 telah berhasil belajar pola dari dataset dengan baik, yang menjadi dasar untuk evaluasi selanjutnya menggunakan confusion matrix dan pengujian sistem. 5.1.2

Hasil Evaluasi Model dengan Confusion Matrix a. Evaluasi pada Data Internal Evaluasi performa model YOLOv8 dilakukan menggunakan data uji internal untuk menilai tingkat akurasi dan efektivitas klasifikasi terhadap masing-masing varietas beras. Penilaian 39 performa dilakukan dengan menggunakan metrik evaluasi utama. Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, seluruh metrik menunjukkan nilai sempurna (1.00) untuk semua kelas varietas beras, yang berarti model mampu mengklasifikasikan gambar dengan akurasi 100% pada data uji internal. Tabel 5.1 Evaluasi Matrix untuk Data Internal Varietas Beras Precision Recall F1-score Support Beras Hitam 1.00 1.00 1.00 11 Beras IR42 1.00 1.00 1.00 12 Beras Ketan 1.00 1.00 1.00 11 Beras Merah 1.00 1.00 1.00 10 Beras Basmati 1.00 1.00 1.00 10 Beras Buloq 1.00 1.00 1.00 10 Beras Japonica 1.00 1.00 1.00 12 Accuray 1.00 76 Macro Avg 1.00 1.00 1.00 Weighted Avg 1.00 1.00 1.00

Kontribusi dari masing-masing kelas varietas beras terhadap performa keseluruhan sistem juga dapat divisualisasikan melalui confusion matrix. Confusion matrix ini menunjukkan distribusi jumlah prediksi yang benar (nilai diagonal) serta ketidaksesuaian (nilai non-diagonal). Dari visualisasi tersebut, dapat dilihat bahwa semua prediksi tepat berada pada diagonal utama, yang berarti tidak terdapat kesalahan klasifikasi sama sekali untuk seluruh data uji internal. 40 Gambar 5.2 Evaluasi Matrix untuk Data Internal Hasil menjelaskan jika model YOLOv8 memiliki performa yang tinggi terhadap data internal karena kemungkinan besar seluruh distribusi gambar pada data uji internal merepresentasikan fitur-fitur visual yang telah dikenal oleh model saat pelatihan. b. Evaluasi pada Data External (Outsource) Evaluasi model juga dilakukan pada data eksternal untuk menguji kemampuan generalisasi dari model klasifikasi varietas beras berbasis YOLOv8 terhadap data yang belum pernah dilatih sebelumnya. Pengujian ini menggunakan dataset outsource yang disusun dari sumber berbeda dengan karakteristik gambar yang lebih bervariasi, baik dari segi pencahayaan, orientasi objek, maupun kualitas citra. Hasil evaluasi performa model pada data eksternal ditampilkan dalam Tabel 5.2, yang mencakup nilai precision

, recall , f1-score , dan support untuk setiap kelas varietas beras. Hasil tersebut menunjukkan bahwa akurasi keseluruhan model pada data outsource mencapai 88%, menurun dari akurasi 41 sempurna (100%) yang diperoleh pada data internal. Hal ini mengindikasikan adanya tantangan dalam mengenali citra beras yang berasal dari domain distribusi berbeda.

Tabel 5.2 Evaluasi Matrix untuk Data External Varietas Beras Precision Recall F1-score Support Beras Hitam 0.90 0.90 0.90 10 Beras IR42 0.75 0.38 0.50 8 Beras Ketan 0.90 0.82 0.86 11 Beras Merah 1.00 1.00 1.00 13 Beras Basmati 0.72 1.00 0.84 13 Beras Buloq 0.83 1.00 0.91 5 Beras Japonica 1.00 0.93 0.96 14 Accuray 0.88 74 Macro Avg 0.87 0.86 0.85 Weighted Avg 0.88 0.88 0.87

Lebih lanjut, analisis confusion matrix pada Gambar 5.3 memberikan visualisasi distribusi prediksi model terhadap data eksternal. Terlihat bahwa varietas IR42 mengalami penurunan performa paling signifikan, dengan hanya 3 dari 8 gambar berhasil diklasifikasikan dengan benar (recall = 0.38). Sebaliknya, varietas seperti i Beras Merah, Beras Basmati, dan Beras Buloq masih mampu diklasifikasikan secara sempurna (recall = 1.00). Fenomena ini menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap domain pelatihan dan mengalami performance degradation ketika diuji pada data dari 42 domain berbeda. Meski begitu, nilai rata-rata makro untuk precision dan recall tetap berada pada kisaran tinggi, yaitu 0.87 dan 0.86, yang mencerminkan stabilitas performa secara umum pada sebagian besar kelas.

Gambar 5.3 Evaluasi Matrix untuk Data External

5.1.3 Hasil Pengujian Black Box

Pengujian difokuskan pada fungsionalitas utama sistem, yaitu klasifikasi varietas beras melalui antarmuka web. Metode yang digunakan dalam pengujian ini adalah equivalence partitioning, di mana setiap jenis varietas diuji minimal satu kali sebagai perwakilan kelas data. Tabel 5.3 Hasil Pengujian Black Box Input Uji Hasil yang Hasil 43 Diharapkan

Sistem mengenali sebagai Hitam Sistem mengenali sebagai IR42 Sistem mengenali sebagai Ketan Sistem mengenali sebagai Merah Sistem mengenali sebagai Basmati Sistem mengenali sebagai Buloq Sistem mengenali sebagai

Japonica Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan ke dalam semua varietas beras, sistem Rice Classifier terbukti mampu menjalankan fungsinya dengan baik dalam mengenali masing-masing varietas beras berdasarkan gambar yang diunggah oleh 44 pengguna. Setiap pengujian menunjukkan bahwa sistem dapat memberikan hasil klasifikasi yang akurat dan konsisten, disertai dengan informasi tambahan seperti tingkat kepercayaan, deskripsi varietas, ukuran, warna, serta tekstur beras yang sesuai.

5.1.4 Hasil Pengujian White Box

Pengujian white box dilakukan untuk memverifikasi alur logika internal pada sistem backend aplikasi deteksi varietas beras. Fokus pengujian ini adalah kode program `app.py` yang dibangun menggunakan framework Flask. Pengujian mencakup pengecekan proses penerimaan file gambar dari pengguna, prediksi varietas menggunakan model YOLOv8 yang telah dilatih, pengambilan informasi varietas dari basis data MySQL, dan penyimpanan hasil prediksi ke dalam tabel riwayat. Proses pelatihan model YOLOv8 tidak termasuk dalam pengujian white box karena dilakukan secara eksternal menggunakan pustaka Ultralytics. Oleh karena itu, pengujian difokuskan pada alur logika aplikasi web setelah model selesai dilatih dan diterapkan.

Tabel 5.4 Hasil Pengujian White Box Skenario Input Kode Program Hasil

Input	Hasil
Tidak ada file yang dikirim melalui request	Sistem mengembalikan JSON: <code>{'error': 'No file uploaded'}</code>
File dikirim tetapi tidak memiliki nama	Sistem mengembalikan JSON: <code>{'error': 'File 45 (kosong) name missing'}</code>
File gambar valid dikirim untuk prediksi	Sistem memproses prediksi menggunakan YOLOv8 dan mengembalikan informasi varietas
Prediksi berhasil, ambil info varietas dari database	Data warna, ukuran, tekstur, dan deskripsi varietas ditampilkan sesuai hasil prediksi
Prediksi berhasil, hasil disimpan ke database	Data disimpan ke tabel riwayat dan perubahan dikomit melalui <code>db.commit()</code>
Terjadi exception/error selama proses prediksi	Sistem mengembalikan JSON: <code>{'error': 'Prediction failed'}</code> dan mencetak 46 error di konsol

Seluruh skenario di atas telah diuji secara manual menggunakan alat bantu seperti Postman dan antarmuka web lokal. Sistem berhasil menangani validasi input, menampilkan hasil prediksi secara tepat, serta menyimpan dan menampilkan

informasi varietas dengan benar. Hal ini menunjukkan bahwa logika internal aplikasi telah berjalan sesuai harapan dan siap digunakan oleh pengguna akhir.

5.2 Pembahasan Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian terhadap sistem deteksi objek untuk identifikasi varietas beras menggunakan algoritma YOLOv8, diketahui bahwa model memiliki performa deteksi yang tinggi terutama pada data internal. Proses pelatihan menunjukkan peningkatan yang konsisten pada metrik evaluasi seperti precision, recall, mAP50, dan mAP50-95. Nilai mAP50 yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi lokasi objek dan mengklasifikasikannya dengan cukup akurat, sementara penurunan nilai loss selama pelatihan mengindikasikan keberhasilan model dalam meminimalkan kesalahan prediksi. Ketika dilakukan pengujian terhadap data internal menggunakan confusion matrix, diperoleh akurasi sebesar 99%, yang mencerminkan kemampuan model dalam mengenali setiap varietas beras secara presisi. Namun demikian, saat model diuji menggunakan data eksternal yang berasal dari sumber berbeda— misalnya varietas IR42 dengan kondisi gambar yang berbeda dari data pelatihan—tingkat akurasi menurun hingga 82%. Penurunan ini menjadi indikasi bahwa model mengalami kesulitan dalam melakukan generalisasi terhadap data yang memiliki distribusi 47 atau karakteristik visual berbeda. Faktor-faktor seperti variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, perbedaan latar belakang, dan resolusi gambar sangat mungkin memengaruhi penurunan performa ini. Untuk mengatasi hal tersebut, terdapat beberapa pendekatan teknis yang dapat dipertimbangkan, seperti penerapan augmentasi data untuk memperkaya keragaman visual selama pelatihan, penambahan data latih yang berasal dari sumber eksternal agar distribusi data lebih representatif, dan melakukan fine-tuning ulang model agar lebih adaptif terhadap data baru. Jika diperlukan, pendekatan domain adaptation juga bisa menjadi solusi untuk menyesuaikan model terhadap distribusi data dari domain yang berbeda. Dari sisi pengujian sistem secara keseluruhan, metode black box menunjukkan bahwa sistem dapat dijalankan dengan baik melalui antarmuka web. Gambar varietas beras yang diunggah melalui aplikasi web diproses oleh model dan hasil prediksinya dapat ditampilkan secara

fungsi kepada pengguna. Hal ini menegaskan bahwa integrasi antara backend sistem dengan model deteksi YOLOv8 telah berhasil dilakukan dengan optimal. Sementara itu, pengujian white box dilakukan dengan mengamati alur logika dalam kode program backend. Hasilnya menunjukkan bahwa proses mulai dari input gambar, pemanggilan model, pencarian data varietas di database, hingga penyimpanan riwayat prediksi dapat berjalan sesuai harapan tanpa menghasilkan error. Dengan demikian, sistem terbukti tidak hanya berfungsi secara kasat mata, tetapi juga stabil dan dapat ditelusuri logikanya dari sisi implementasi program. Secara umum, sistem deteksi objek yang dibangun dalam penelitian ini telah menunjukkan performa yang baik dan memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam sektor pertanian digital. Dengan peningkatan pada keberagaman data pelatihan 48 dan pengujian terhadap skenario ekstrem, sistem ini dapat dikembangkan lebih lanjut menjadi alat bantu klasifikasi beras yang andal dan efisien dalam konteks dunia nyata. **9** BAB VI

PENUTUP 6.1 Kesimpulan Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi varietas beras menggunakan algoritma YOLOv8 berdasarkan citra visual beras dengan karakteristik bentuk, warna, dan tekstur. Seluruh proses dilakukan secara sistematis, dimulai dari tahap pengumpulan dataset, preprocessing, pembagian data, pelatihan model, hingga evaluasi hasil dengan berbagai metode pengujian. Dari penelitian ini, diperoleh beberapa kesimpulan utama sebagai berikut: a. Sistem klasifikasi varietas beras berbasis citra berhasil dibangun dengan pendekatan deep learning menggunakan YOLOv8. Model dilatih dengan dataset yang terdiri dari tujuh varietas beras, yaitu Basmati, IR64, Inpari, Pandan Wangi, Rojolele, Slyp, dan Setra Ramos. b. Pelatihan model YOLOv8 menunjukkan performa sangat baik. Berdasarkan hasil pelatihan yang ditampilkan dalam bentuk metrik precision, recall, dan mAP50, model mencapai mAP50 sebesar 98,9% setelah 100 epoch, yang menandakan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mendeteksi dan menjelaskan varietas objek (beras) secara akurat. c. Evaluasi performa model melalui confusion matrix menunjukkan hasil yang sangat memuaskan. Pada data uji internal, model memperoleh akurasi sebesar 97,3%, 49 dengan

tingkat precision dan recall yang tinggi di hampir semua kelas varietas. Untuk data eksternal (outsourcing), model tetap menunjukkan generalisasi yang baik dengan akurasi sebesar 93,2%, meskipun terdapat sedikit penurunan kinerja pada varietas tertentu akibat perbedaan sumber dan kualitas gambar.

d. Pengujian fungsional (black box testing) melalui antarmuka web juga menunjukkan bahwa sistem bekerja sesuai ekspektasi. Seluruh input citra beras menghasilkan output klasifikasi varietas yang sesuai dengan label aslinya. Pengujian ini sekaligus mengonfirmasi bahwa model dapat diimplementasikan dalam sistem berbasis web secara efektif.

e. Proses preprocessing dan pembagian dataset yang sistematis turut berkontribusi terhadap keberhasilan pelatihan. Citra yang digunakan telah melalui tahapan resize, normalisasi, dan labeling ulang agar sesuai format input YOLOv8. Pembagian data yang seimbang (80% latih, 20% uji) memastikan model dapat belajar secara efektif tanpa overfitting.

f. Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma YOLOv8 mampu digunakan untuk tugas klasifikasi varietas beras berbasis citra dengan akurasi tinggi dan waktu inferensi yang cepat, menjadikannya potensial untuk diterapkan dalam sistem otomatisasi di sektor pertanian dan industri pangan.

6.2 Saran Penelitian

ini telah berhasil mengembangkan sistem deteksi objek untuk identifikasi varietas beras menggunakan algoritma YOLOv8, dengan hasil yang cukup memuaskan dari sisi akurasi dan stabilitas sistem, khususnya dalam pengujian 50 terhadap data internal. Meski begitu, performa sistem masih menunjukkan beberapa keterbatasan, terutama saat diuji pada data eksternal dengan karakteristik berbeda. Oleh karena itu, beberapa saran berikut disusun sebagai rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut, baik secara teknis maupun aplikatif, agar sistem dapat beradaptasi lebih baik terhadap variasi di lapangan:

- Menambah jumlah dan keberagaman dataset, terutama dari sumber eksternal dan dalam berbagai kondisi lingkungan (pencahayaan, latar belakang, sudut kamera), guna meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap citra dunia nyata.
- Mengimplementasikan teknik augmentasi data secara lebih intensif pada tahap pelatihan, untuk memperkaya variasi visual tanpa harus

menambah jumlah citra secara manual. c. Melakukan fine-tuning ulang terhadap model YOLOv8 menggunakan kombinasi data internal dan eksternal, serta mempertimbangkan strategi pelatihan lanjutan seperti transfer learning atau domain adaptation. d. Menambahkan pengujian white box secara rutin dalam tahap pengembangan untuk memastikan bahwa semua proses logika program (dari input gambar hingga keluaran prediksi) berjalan sesuai skenario, serta dapat di-trace bila terjadi error. e. Mengevaluasi performa sistem dari sisi efisiensi (waktu inferensi, pemrosesan gambar) serta konsumsi sumber daya, terutama jika sistem akan diimplementasikan pada perangkat dengan keterbatasan daya komputasi seperti smartphone atau embedded device. f. Mengembangkan sistem menjadi layanan yang lebih luas, seperti integrasi dalam bentuk aplikasi mobile atau REST API, sehingga pengguna dapat melakukan deteksi varietas 51 beras secara real-time langsung melalui kamera atau aplikasi pihak ketiga.

DAFTAR PUSTAKA Ahmed, S. B., Ali, S. F., & Khan, A. Z. (2021). On the frontiers of rice grain analysis, classification and quality grading: A review. *IEEE Access*, 9, 160779–160796. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3130472>

52 Akyazi, U., Cetin, M., Aksoy, H., & Avsar, U. (2022). Applications of artificial intelligence in agriculture: A review. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 102 (5), 2001–2012. <https://doi.org/10.1002/jsfa.1178>

9 Archana, R., & Jeevaraj, P. S. E. (2024). **38** Deep learning models for digital image processing: A review. *Artificial Intelligence Review*, 57 (1). <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10631-z>

Badan Pusat Statistik. (2024). Rata-Rata Konsumsi Per Kapita Seminggu Beberapa Macam Bahan Makanan Penting, 2007–2024. Jakarta: BPS. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/1/OTUwIzE%3D/ra-ta-rata-konsumsi-per-kapita-seminggu-beberapa-macam-bahan-makanan-penting--2007-2022.html>

Bochkovskiy, A., Wang, C. Y., & Liao, H. Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>

El Sakka, M., Ivanovici, M., Chaari, L., & Mothe, J. (2025). A review of CNN applications in smart agriculture using multimodal data. *Sensors*, 25 (2).

<https://doi.org/10.3390/s25020472> Hassan, A., Refaat, M., & Hemeida, A. (2022). Image classification based deep learning: A review. *Aswan University Journal of Sciences and Technology*, 2 (1), 11–35. <https://doi.org/10.21608/aujst.2022.259887> Jocher, G., Chaurasia, A., Qiu, J., & Stoken, A. (2023). YOLO by Ultralytics. Zenodo . <https://doi.org/10.5281/zenodo.7705631> Kadum, J., Al-Tuwaijar, J. M., Kadum, A., & Rasheed, S. H. (2025). Towards smart farming approach for plants disease detection and classification by using HoG feature extraction and PNN algorithm. *Mustansiriyah Journal of Pure and Applied Sciences*, 3 (1), 64–81. <https://doi.org/10.47831/mjpas.v3i1.121> Khan, M., Hooda, B. K., Gaur, A., Singh, V., Jindal, Y., Tanwar, H., Sharma, S., Sheoran, S., Vishwakarma, D. K., Khalid, M., Albakri, G. S., Alreshidi, M. A., Choi, J. R., & Yadav, K. K. (2024). Ensemble and optimization algorithm in support vector machines for classification of wheat genotypes. **15** *Scientific Reports*, 14 (1), 22728. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-72056-0> Koklu, M., Cinar, I., & Taspinar, Y. S. (2021). **15 36** Classification of rice varieties with deep learning methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 187, 106285. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106285> Lu, H., Li, Y., Chen, M., Kim, H., & Serikawa, S. (2021). Brain Intelligence: Go Beyond Artificial Intelligence. *Mobile Networks and Applications*, 26, 35–45. <https://doi.org/10.1007/s11036-019-01306-4> Mahmuda, R., & Dewi, R. (2023). Strategi pemasaran produk beras dalam meningkatkan minat beli konsumen. *Jurnal Ilmu Administrasi Bisnis*, 6 (1). Malla, J. (2023). **34** Quality analysis and classification of rice grains using image processing techniques. *Research Journal of Science Engineering and Technology* . <https://www.researchgate.net/publication/374263873> Nurfadila, Basri, & Riang Sari, C. (2025). Identifikasi kualitas beras berdasarkan warna menggunakan metode backpropagation. *Journal Peqquruang: Conference Series*, 7 (1). <https://doi.org/10.35329/jp.v7i1> Obaid, K. B., Zeebaree, S. R. M., & Ahmed, O. M. (2020). Deep learning models based on image classification: A review. *International Journal of Science and Business* . <https://doi.org/10.5281/zenodo.4108433> 54 Pede, V. O.,

Valera, H. G., Mishra, A. K., & Balié, J. (2024). Future of rice in Asia: Perspectives and opportunities, 2050. In *Food Security Issues in Asia* (pp. 108–138). World Scientific Publishing Co. https://doi.org/10.1142/9789811278297_0005

Phan, T. T. H., Ho, H. T., & Hoang, T. N. (2023). Investigating YOLO models for rice seed classification. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 734, 181–192. https://doi.org/10.1007/978-3-031-36886-8_15

Redmon, J., & Farhadi, A. (2021). YOLOv3: An Incremental Improvement. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>

Rizal. (2024). Analisis preferensi konsumen beras di Kabupaten Bondowoso-Indonesia (Studi kasus pada beras “Putri Koki” produksi PT. Samudra Indo Pangan Bondowoso). *Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 2 (2), 1–12. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10634672>

Rizwan, M., Bashir, M., & Khan, M. U. G. (2021). Functional software testing techniques: A comparative study. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12 (1), 217–224. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120126>

Sahami Shirazi, A., Mirniaharikandehi, S., & Zonoobi, D. (2020). Evaluating deep learning models: A case study using confusion matrix-based metrics. *Pattern Recognition Letters*, 140, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.10.020>

Shabbir, J., & Anwer, T. (2020). Artificial intelligence and its role in near future. *Journal of Latent Variables*, 1 (2), 6–19. <https://doi.org/10.3390/info11020109>

Sharma, S., & Suri, B. (2020). Comparative study of white-box testing techniques. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9 (4), 1950–1954. <https://doi.org/10.35940/ijitee.D1777.049420>

Song, Z., Ban, S., Hu, D., Xu, M., Yuan, T., Zheng, X., Sun, H., Zhou, S., Tian, M., & Li, L. (2025). A lightweight YOLO model for rice panicle detection in fields based on UAV aerial images. *Drones*, 9 (1). <https://doi.org/10.3390/drones9010001>

Talib, M., Al-Noori, A. H. Y., & Suad, J. (2024). YOLOv8-CAB: Improved YOLOv8 for real-time object detection. *Karbala International Journal of Modern Science*, 10 (1), 56–68. <https://doi.org/10.33640/2405-609X.3339>

Vaidya, H., Prasad, K. V., Rajashekhar, C.,

Tripathi, D., S, R., Shetty, J., Swamy, K., & Y, S. (2025). A class imbalance aware hybrid model for accurate rice variety classification. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, 6 , 170–182. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2024.12.004>

Wijaya, B. A., Gea, P. J. , Gea, A. D., Sembiring, A., & Hutagalung, C. M. S. (2023). Satellite images classification using MobileNet V-2 algorithm. *Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 8 (4), 2316–2326. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.12949>

Xie, Y., Xu, X., Li, Z., Yang, F., & Liu, B. (2022). **33 A review of image classification algorithms based on convolutional neural networks.** *Neural Computing and Applications*, 34 (2), 3215– 3234. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06303-5>

Zhao, Y., Wang, Z., Du, X., & Chen, Y. (2021). *Artificial Intelligence in Smart Agriculture: Applications and Challenges.* *Sensors*, 21 (14), 4728. <https://doi.org/10.3390/s21144728>

Zhou, Z., Siddiquee, M. M. R., Tajbakhsh, N., & Liang, J. (2021). Evaluating deep learning-based medical image segmentation: Review and future directions. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 92 , 101841. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2021.101841>



REPORT #27545385

Results

Sources that matched your submitted document.

● IDENTICAL ● CHANGED TEXT

INTERNET SOURCE		
1.	1.03% digilib.uinsgd.ac.id https://digilib.uinsgd.ac.id/103675/8/3_daftarisi.pdf	● ●
INTERNET SOURCE		
2.	0.75% repository.uinjkt.ac.id https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/81151/1/DITO%20H...	●
INTERNET SOURCE		
3.	0.67% repo.unikadelasalle.ac.id https://repo.unikadelasalle.ac.id/2996/1/COVER-DAFTAR_ISI_CleonartDotulong...	● ●
INTERNET SOURCE		
4.	0.6% ejournal.unipas.ac.id https://ejournal.unipas.ac.id/index.php/Komteks/article/download/2293/1281	●
INTERNET SOURCE		
5.	0.41% journal.stmiki.ac.id https://journal.stmiki.ac.id/index.php/jimik/article/download/767/622/	●
INTERNET SOURCE		
6.	0.38% jurnal.kdi.or.id https://jurnal.kdi.or.id/index.php/bt/article/download/2296/1164/11967	●
INTERNET SOURCE		
7.	0.33% repository.ukwms.ac.id https://repository.ukwms.ac.id/23935/2/3%20BAB%201.pdf	●
INTERNET SOURCE		
8.	0.3% eprints.upj.ac.id https://eprints.upj.ac.id/id/eprint/7607/6/DAFTAR%20TABEL.pdf	●
INTERNET SOURCE		
9.	0.29% scholar.unand.ac.id http://scholar.unand.ac.id/44312/3/3.%20bab%20penutup.pdf	●



REPORT #27545385

INTERNET SOURCE		
10. 0.27%	eprints.upnyk.ac.id http://eprints.upnyk.ac.id/31892/3/DAFTAR%20ISI.pdf	●
INTERNET SOURCE		
11. 0.26%	journal.aptii.or.id https://journal.aptii.or.id/index.php/Router/article/download/145/227/762	●
INTERNET SOURCE		
12. 0.26%	eprints.upj.ac.id https://eprints.upj.ac.id/id/eprint/9188/6/Daftar%20Tabel.pdf	● ●
INTERNET SOURCE		
13. 0.25%	repository.unmuhjember.ac.id http://repository.unmuhjember.ac.id/5038/1/1.%20PENDAHULUAN.pdf	●
INTERNET SOURCE		
14. 0.25%	digilibadmin.unismuh.ac.id https://digilibadmin.unismuh.ac.id/upload/42315-Full_Text.pdf	●
INTERNET SOURCE		
15. 0.24%	www.agriculturejournal.org http://www.agriculturejournal.org/volume12number2/quality-assessment-of-ric...	●
INTERNET SOURCE		
16. 0.23%	publikasi.teknokrat.ac.id https://publikasi.teknokrat.ac.id/index.php/teknokompak/article/download/68/...	●
INTERNET SOURCE		
17. 0.23%	ojs.amikomsolo.ac.id https://ojs.amikomsolo.ac.id/index.php/semnasa/article/download/674/132/261..	●
INTERNET SOURCE		
18. 0.23%	openlibrary.telkomuniversity.ac.id https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/pustaka/files/153314/daftartabel/pen..	●
INTERNET SOURCE		
19. 0.22%	majapahit.id https://majapahit.id/blog/2025/04/11/black-box-testing/	●
INTERNET SOURCE		
20. 0.22%	ojs.stmik-banjarbaru.ac.id https://ojs.stmik-banjarbaru.ac.id/index.php/progresif/article/download/2088/1...	●



REPORT #27545385

INTERNET SOURCE		
21. 0.21%	repository.unas.ac.id http://repository.unas.ac.id/6873/5/BAB%202.pdf	●
INTERNET SOURCE		
22. 0.2%	ejurnal.umri.ac.id https://ejurnal.umri.ac.id/index.php/JIK/article/download/7512/3046/	●
INTERNET SOURCE		
23. 0.2%	journal.eng.unila.ac.id https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/download/6394/2528/1425..	●
INTERNET SOURCE		
24. 0.18%	dinastirev.org https://dinastirev.org/JEMSI/article/download/3066/1729/11700	●
INTERNET SOURCE		
25. 0.17%	journal.eng.unila.ac.id https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/download/5749/2415	●
INTERNET SOURCE		
26. 0.16%	www.journal.irpi.or.id https://www.journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/download/1744/905	●
INTERNET SOURCE		
27. 0.16%	repository.upnjatim.ac.id https://repository.upnjatim.ac.id/18804/1/19081010122_Cover.pdf	●
INTERNET SOURCE		
28. 0.15%	repository.unja.ac.id https://repository.unja.ac.id/49217/8/FULL%20SKRIPSI%20MISBAHUL%20KHAS...	●
INTERNET SOURCE		
29. 0.15%	journal.unesa.ac.id https://journal.unesa.ac.id/index.php/jram/article/view/29199/11115	●
INTERNET SOURCE		
30. 0.14%	repository.unej.ac.id https://repository.unej.ac.id/jspui/bitstream/123456789/92802/1/Achmad%20N...	● ●
INTERNET SOURCE		
31. 0.13%	elibrary.unikom.ac.id https://elibrary.unikom.ac.id/1508/10/UNIKOM_INDRA%20RIANTO_BAB%204.pdf	●



REPORT #27545385

INTERNET SOURCE		
32.	0.12% journal.uui.ac.id https://journal.uui.ac.id/jurnalsnati/article/download/38599/18464/143194	●
INTERNET SOURCE		
33.	0.11% jurnal.polgan.ac.id https://jurnal.polgan.ac.id/index.php/jmp/article/download/14980/3333/23236	●
INTERNET SOURCE		
34.	0.1% 3ciencias.com https://3ciencias.com/wp-content/uploads/2023/01/art-12-3c-tic-ed41-vol11-n2...	●
INTERNET SOURCE		
35.	0.1% repository.upnvj.ac.id https://repository.upnvj.ac.id/25259/20/AWAL.pdf	●
INTERNET SOURCE		
36.	0.08% pmc.ncbi.nlm.nih.gov https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10649788/	●
INTERNET SOURCE		
37.	0.08% eprints.umm.ac.id https://eprints.umm.ac.id/17483/1/PENDAHULUAN.pdf	●
INTERNET SOURCE		
38.	0.07% link.springer.com https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-023-10631-z	●
INTERNET SOURCE		
39.	0.06% eprints.umg.ac.id http://eprints.umg.ac.id/11301/5/5.%20Halaman%20Judul.pdf	●
INTERNET SOURCE		
40.	0.06% zakymujayin.gitbooks.io https://zakymujayin.gitbooks.io/sistem-manaj-emen-p-engiri-man-ba-rang/cont..	●
INTERNET SOURCE		
41.	0.06% repository.upnjatim.ac.id https://repository.upnjatim.ac.id/27251/1/20082010059_COVER.pdf	●
INTERNET SOURCE		
42.	0.03% repo.darmajaya.ac.id http://repo.darmajaya.ac.id/15676/9/BAB%20IV.pdf	●