

BAB I

PENDAHULUAN

Bab ini membahas latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, ruang lingkup, dan sistematika penulisan tugas akhir ini.

1.1 Latar Belakang

Sektor pertanian merupakan pilar utama ketahanan pangan di Indonesia, di mana beras menjadi komoditas paling strategis bagi sebagian besar penduduk. Keberhasilan produksi beras sangat bergantung pada pemilihan varietas yang tepat, karena setiap jenis memiliki karakteristik berbeda dalam hal ketahanan hama, masa panen, hingga kualitas beras yang dihasilkan. Oleh karena itu, identifikasi varietas beras menjadi faktor krusial yang harus dijaga untuk menjamin nilai ekonomi dan kualitas konsumsi bagi masyarakat (Koklu dkk., 2021).

Namun pada praktiknya, proses identifikasi varietas beras di lapangan masih didominasi oleh metode konvensional melalui pengamatan visual manusia. Metode ini memiliki kelemahan yang signifikan karena sifatnya yang sangat subjektif dan rentan terhadap kelelahan. Mengingat kemiripan morfologi antar butir beras yang sangat tinggi, pemeriksaan manual seringkali tidak konsisten dan berisiko menimbulkan kesalahan identifikasi terutama dalam volume besar (Hoai dkk., 2020). Ketidakakuratan dalam pemilahan ini dapat berdampak pada standarisasi mutu benih yang beredar di tingkat petani.

Upaya digitalisasi klasifikasi varietas beras telah banyak dikembangkan menggunakan teknologi computer vision dan deep learning. Penelitian terdahulu oleh Gunawan & Al-Rivan (2023) telah menerapkan model Residual Network (ResNet) dengan optimasi SGD untuk mengklasifikasi jenis beras putih. Selain itu, Noorizki & Kusumawati (2023) juga melakukan studi perbandingan performa antara algoritma VGG16 dan VGG19 dalam mengidentifikasi varietas beras. Meskipun arsitektur CNN seperti ResNet dan VGG mampu memberikan akurasi yang tinggi, model-model tersebut umumnya memiliki jumlah parameter yang besar sehingga membutuhkan daya komputasi yang tinggi dan waktu inferensi yang lebih lama.

Untuk mengatasi batasan tersebut, penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma YOLOv8 (*You Only Look Once* versi 8) sebagai solusi klasifikasi varietas beras yang lebih efisien. Pemilihan YOLOv8 didasarkan pada kemampuannya dalam menyeimbangkan tingkat akurasi deteksi yang tinggi dengan kecepatan komputasi yang sangat cepat dibandingkan model CNN tradisional (Terven & Córdova-Esparza, 2023). Dengan arsitektur yang lebih ringan dan mutakhir, penggunaan YOLOv8 diharapkan dapat memberikan performa yang optimal pada perangkat dengan spesifikasi terbatas, sekaligus menjadi alternatif model klasifikasi yang lebih praktis untuk diimplementasikan secara *real-time* di sektor pertanian.

Meskipun algoritma YOLOv8 secara umum sangat populer digunakan untuk pemrosesan berbasis *object detection*, penelitian ini secara spesifik menerapkan varian YOLOv8 tipe klasifikasi (*YOLOv8-cls*). Pemilihan tipe klasifikasi ini didasarkan pada karakteristik dataset yang digunakan, di mana fokus utama penelitian adalah mengidentifikasi kategori atau varietas dari suatu citra butiran beras secara utuh, bukan mendeteksi posisi koordinat (*bounding box*) banyak objek di dalam satu *frame*. Penggunaan tipe *classification* jauh lebih efektif secara komputasi untuk kasus ini, karena jaringan tidak perlu membebani memori dengan kalkulasi regresi koordinat kotak pembatas, melainkan langsung berfokus pada ekstraksi fitur global citra untuk memprediksi probabilitas kelas varietas (Terven & Córdova-Esparza, 2023).

Di samping pemilihan tipe tugasnya, penentuan ukuran model juga memegang peranan krusial dalam efisiensi implementasi. Di antara lima varian skala arsitektur yang disediakan oleh Ultralytics (*Nano*, *Small*, *Medium*, *Large*, dan *XLarge*), penelitian ini memilih varian *Nano* (*yolov8n-cls*). Keputusan ini diambil karena varian *Nano* memiliki jumlah parameter yang paling minimal, yaitu hanya sekitar 2,7 juta parameter, sehingga menghemat penggunaan memori komputasi secara signifikan (Suganob dkk., 2025). Pengurangan jumlah parameter ini secara drastis menurunkan kompleksitas operasi komputasi, sehingga model mampu melakukan proses *training* dan *inference* dengan sangat cepat meskipun hanya dijalankan pada perangkat keras dengan spesifikasi menengah (Wang dkk., 2025). Melalui kombinasi tipe klasifikasi dan skala *Nano* tersebut, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model komputasi yang tidak hanya akurat tinggi, tetapi juga sangat efisien, ringan, dan aplikatif untuk kebutuhan pemilahan beras di lapangan.

Meskipun varian YOLOv8n-cls menawarkan arsitektur yang efektif dan efisien, performa optimal model ini sangat bergantung pada penentuan nilai kombinasi *hyperparameter* yang digunakan selama proses pelatihan. Konfigurasi *default* bawaan algoritma belum tentu mampu mengekstraksi fitur morfologi butiran beras secara maksimal, mengingat setiap dataset memiliki karakteristik visual, homogenitas tekstur, dan tingkat keunikan geometri yang berbeda-beda. Oleh karena itu, diperlukan proses optimasi *hyperparameter tuning*, khususnya pada parameter *learning rate* dan jumlah *epoch*. Eksperimen ini krusial untuk mengontrol seberapa cepat model mempelajari pola baru tanpa mengalami kegagalan konvergensi sekaligus mencegah model menghafal data secara berlebihan (*overfitting*) pada lingkungan komputasi dengan spesifikasi terbatas (Bochkovskiy dkk., 2020). Melalui pendekatan variasi skenario kontrol tersebut, penelitian ini diharapkan dapat merumuskan konfigurasi model paling ideal yang mampu menghasilkan akurasi klasifikasi varietas beras tertinggi dengan beban komputasi seminimal mungkin.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, rumusan masalah yang dapat diambil adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana mengimplementasikan arsitektur YOLOv8n-cls untuk melakukan klasifikasi varietas beras?
2. Seberapa tinggi tingkat akurasi yang dihasilkan oleh model YOLOv8n-cls dalam mengklasifikasi varietas beras?

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menentukan konfigurasi *hyperparameter* (*learning rate* dan *epoch*) paling optimal pada arsitektur YOLOv8n-cls untuk membangun model klasifikasi varietas beras yang efisien dan efektif.
2. Menganalisis performa model YOLOv8n-cls berdasarkan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

1.4 Manfaat

Penelitian ini memiliki manfaat baik secara langsung maupun tidak langsung dalam penerapan teknologi pada sektor pertanian dan pangan. Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi bagi pengembangan literatur mengenai pemanfaatan *computer vision*, khususnya dalam klasifikasi varietas beras menggunakan algoritma *deep learning* yaitu YOLOv8. Selain itu, penelitian ini memperluas referensi ilmiah mengenai efisiensi model deteksi objek yang dioptimalkan untuk tugas klasifikasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas, sehingga dapat menjadi dasar bagi studi-studi berikutnya yang berfokus pada digitalisasi pertanian atau *smart farming*.

2. Manfaat Praktis

Penelitian ini menyediakan solusi berbasis teknologi bagi industri penggilingan padi, distributor, serta pelaku usaha perberasan dalam melakukan validasi kemurnian varietas secara otomatis dan objektif. Temuan mengenai performa model dalam mengenali fitur morfologi beras memberikan indikasi bahwa teknologi ini dapat digunakan untuk menggantikan inspeksi visual manual yang rentan terhadap *human error*.

1.5 Ruang Lingkup

Ruang lingkup dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Penelitian dilakukan dengan menggunakan Bahasa pemrograman python dan *framework* Ultralytics untuk mengimplementasikan algoritma YOLOv8.
2. Beras yang digunakan adalah beras Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine, dan Karacadag yang didapat melalui laman Kaggle dengan judul "*Rice Image Dataset*" yang diunggah oleh Murat Koklu.
3. Jumlah data citra yang digunakan adalah 75.000 citra yang terdiri dari 15.000 data dari masing-masing kelas varietas beras.
4. Pembagian data yang digunakan adalah 80% data *training*, 10% data *validation*, dan 10% data *testing*.
5. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan model YOLOv8n-cls dengan resolusi citra masukan sebesar 224×224 piksel.

6. Parameter evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model adalah *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*.

1.6 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan penelitian ini adalah sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini merupakan bab pendahuluan yang terdiri dari : Latar belakang, Rumusan masalah, Tujuan, Manfaat, dan Sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan tentang landasan teori yang berkaitan dengan pembahasan masalah yang diteliti. Bab tinjauan pustaka terdiri dari : Penelitian terkait, Definisi Beras, Definisi Pengolahan Citra Digital, konsep *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN), serta Arsitektur YOLOv8.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab metodologi penelitian membahas tahapan penelitian yang meliputi pengumpulan *dataset*, *preprocessing* data, perancangan arsitektur model YOLOv8n-cls, proses *training*, hingga skenario pengujian model.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi penjelasan mengenai hasil implementasi model dan analisis performa berdasarkan metrik akurasi, *precision*, *recall*, *f1-score*, serta pembahasan mengenai *confusion matrix* dari hasil pengujian.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisikan tentang kesimpulan yang didapatkan dari seluruh tahapan penelitian serta saran-saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya agar sistem klasifikasi dapat menjadi lebih baik.