

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pisang merupakan sumber nutrisi esensial yang memegang peranan krusial sebagai asupan pendamping dalam pola konsumsi harian masyarakat guna memenuhi kebutuhan vitamin dan mineral [1]. Sebagai buah klimakterik, kualitas nutrisi tersebut sangat bergantung pada manajemen pasca-panen yang teliti guna mengendalikan produksi gas etilen yang memicu pembusukan [2]. Tantangan utama muncul pada proses identifikasi fase kematangan secara visual, di mana perubahan warna kulit dan pola *sugar spots* pada pisang memiliki gradasi yang sangat tipis dan sulit dibedakan [3]. Kesalahan deteksi pada tahap ini tidak hanya menurunkan kualitas buah tetapi juga menyebabkan kerugian ekonomi yang signifikan akibat penurunan umur simpan [4].

Penentuan kategori kematangan pisang dalam penelitian ini didasarkan pada indeks perubahan warna kulit pisang. Sebagai buah klimakterik, pisang terus mengalami proses respirasi dan metabolisme setelah dipanen, yang menyebabkan terjadinya degradasi klorofil serta peningkatan pigmen karotenoid pada kulit buah sehingga warna kulit berubah secara bertahap dari hijau menuju kuning hingga kecokelatan [5]. Perubahan warna inilah yang secara konvensional dijadikan indikator utama dalam menentukan tingkat kematangan buah, di mana penelitian terdahulu mengelompokkan tingkat kematangan pisang ke dalam empat kategori, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang, berdasarkan gradasi warna kulit tersebut [6].

Namun, penerapan solusi berbasis citra digital tersebut menghadapi tantangan teknis yang kompleks. Untuk memecahkan tantangan tersebut, penelitian terdahulu telah menguji berbagai metode *deep learning*. Pendekatan menggunakan *convolutional neural network* (CNN) standar terbukti efektif untuk membedakan fase kematangan pada kondisi citra studio yang ideal [7]. Namun, model CNN konvensional sering kali mengalami penurunan akurasi yang signifikan saat dihadapkan pada skenario dunia nyata, seperti variasi pencahayaan atau objek yang saling bertumpuk [4]. Sebagai solusi yang lebih tangguh, keluarga algoritma YOLO (*you only look once*) mulai diadopsi karena kemampuannya memetakan objek secara komprehensif di lingkungan yang dinamis [8]. Meskipun demikian, tantangan yang masih menyelimuti generasi YOLO terdahulu adalah kesulitan dalam menyeimbangkan efisiensi beban komputasi dengan kepekaan model dalam mengenali detail visual halus antar fase kematangan buah [9].

Pemanfaatan algoritma *object detection* berbasis YOLO telah banyak diterapkan pada berbagai komoditas buah seperti jeruk [10], tomat ceri [8], melon [11] stroberi [12], dan buah delima [13]. Meskipun varian YOLOv9c telah dikembangkan khusus untuk mendeteksi kematangan pisang dalam skenario kompleks [4], efisiensi deteksi keseluruhan masih terhambat oleh ketergantungan model generasi sebelumnya (YOLOv5 hingga YOLOv9) terhadap proses *non-maximum suppression* (NMS) [14]. Penggunaan NMS pada tahap *post-processing* berpotensi meningkatkan latensi komputasi serta mengurangi sensitivitas model. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan penggunaan YOLOv10 yang mengadopsi pendekatan *NMS-free training* dan *rank-guided block design* [15]. Arsitektur ini dirancang untuk mengeliminasi redundansi parameter sekaligus mempertahankan kemampuan model dalam menangkap fitur visual, sehingga memberikan performa klasifikasi tingkat kematangan pisang yang lebih optimal dan efisien [16].

Berdasarkan uraian permasalahan di atas, standarisasi klasifikasi kematangan pisang sangat krusial untuk meminimalisasi kerugian pasca-panen [2]. Di sisi lain, meskipun teknologi *computer vision* telah banyak diimplementasikan pada deteksi komoditas buah, kebutuhan akan model deteksi yang cepat, akurat, dan tidak boros komputasi masih menjadi tantangan utama yang harus dipecahkan [17]. Kehadiran YOLOv10 dengan arsitektur terbarunya menawarkan jalan keluar yang memberikan solusi untuk mengenali transisi tingkat kematangan dengan presisi tanpa terbebani proses komputasi akhir yang berat [15]. Melihat besarnya potensi pembaruan algoritma ini dalam menyelesaikan kendala klasifikasi visual di lapangan, penulis tertarik untuk membangun sebuah sistem otomasi yang efisien dengan mengangkatnya ke dalam penelitian Tugas Akhir berjudul "**Deteksi Kematangan Buah Pisang Menggunakan YOLOv10 Berbasis Citra Digital**".

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang diuraikan dalam latar belakang, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah tingginya kemiripan visual berupa gradasi warna kulit dan pola sugar spots antar fase kematangan buah pisang, sehingga memerlukan evaluasi arsitektur YOLOv10 dalam melakukan deteksi.

1.3 Tujuan

Sebagai upaya menjawab rumusan masalah di atas, penelitian ini memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Mengaplikasikan algoritma YOLOv10 untuk melatih dan membangun model pendeteksi tingkat kematangan buah pisang berbasis citra digital.
2. Mengevaluasi kinerja model YOLOv10 dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang pada berbagai skenario citra pengujian.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan kontribusi dalam pengembangan metode *object detection*, khususnya dalam penerapan arsitektur YOLOv10 untuk kasus *fine-grained visual classification*.
2. Memberikan pemahaman mengenai keseimbangan antara efisiensi komputasi dan sensitivitas model dalam mendeteksi perbedaan visual yang halus.

1.5 Ruang Lingkup

Agar pembahasan tugas akhir ini tetap fokus dan terarah maka ditetapkan beberapa batasan masalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini tidak membatasi varietas pisang yang digunakan, selama varietas tersebut menunjukkan karakteristik perubahan warna kulit yang umum, yaitu hijau pada fase mentah dan kuning pada fase matang. Oleh karena itu, varietas pisang yang tidak mengikuti pola perubahan warna tersebut, seperti pisang berkulit merah, tidak termasuk dalam cakupan penelitian.
2. Klasifikasi tingkat kematangan pada pisang yang disederhanakan menjadi 4 tingkatan utama: fase mentah (didominasi warna hijau), setengah matang (hijau kekuningan), matang (kuning merata dengan kemunculan *sugar spots*), dan terlalu matang (perubahan warna menjadi kecokelatan secara masif).
3. Model deteksi yang dikembangkan lebih rinci menggunakan arsitektur YOLOv10 dengan memanfaatkan fitur *NMS-free training* untuk efisiensi komputasi, tanpa melakukan penggabungan dengan metode *deep learning* lainnya.