

BAB 1

USULAN GAGASAN

1.1 Deskripsi Umum Masalah

Dalam industri pertanian modern, urgensi untuk meningkatkan kualitas dan kematangan stroberi sangatlah tinggi karena stroberi merupakan salah satu buah yang paling populer dan memiliki permintaan global yang terus meningkat. Menurut laporan dari Food and Agriculture Organization (FAO), produksi stroberi global mencapai lebih dari 8 juta ton per tahun, dengan negara-negara seperti Amerika Serikat, Meksiko, dan Spanyol sebagai produsen utama [1]. Permintaan akan stroberi tidak hanya didorong oleh popularitasnya sebagai buah yang segar dan enak, tetapi juga karena kandungan nutrisinya yang kaya. Stroberi diketahui mengandung vitamin C, serat, antioksidan, serta senyawa anti-inflamasi, yang semuanya berkontribusi pada kesehatan jantung, pengendalian kadar gula darah, dan pencegahan kanker [2]. Hal ini membuat stroberi sangat bernilai di pasar internasional baik untuk konsumsi segar maupun produk olahan seperti jus, selai, dan camilan.

Namun, tingginya permintaan tersebut menciptakan tantangan besar bagi para petani dan produsen stroberi. Stroberi adalah buah yang memiliki masa kematangan yang sangat singkat, dengan jendela panen yang sempit. Kesalahan kecil dalam menentukan kematangan dapat menurunkan kualitas rasa, tekstur, dan umur simpan buah. Oleh sebab itu, sangat krusial untuk mengimplementasikan metode yang lebih canggih dan tepat dalam mendeteksi kematangan stroberi demi mengoptimalkan proses panen dan meningkatkan efisiensi pengelolaan hasil pertanian [3].

Proses manual yang mengandalkan metode tradisional, seperti pengamatan visual oleh petani atau pekerja lapangan, masih mendominasi penentuan kematangan dan kualitas stroberi di banyak perkebunan di dunia. Pada metode ini, tenaga kerja manusia menilai kematangan stroberi berdasarkan warna, tekstur, dan ukuran buah secara visual. Metode tradisional tidak terlalu tergantung pada kondisi tertentu, seperti cuaca atau lokasi. Petani bisa langsung bekerja di lapangan tanpa perlu menyesuaikan perangkat atau peralatan tertentu, menjadikannya fleksibel di berbagai situasi. Meskipun metode ini tidak memerlukan teknologi khusus dan dapat dilakukan oleh hampir semua pekerja. Namun, metode manual ini rentan terhadap kesalahan manusia, sehingga diperlukan solusi berbasis teknologi, seperti deep learning, untuk memberikan hasil yang lebih akurat dan konsisten dalam mendeteksi kematangan dan kualitas stroberi secara visual [4]. Tantangan dalam mendeteksi kematangan stroberi berasal dari

variabilitas ukuran dan warna buah, serta oklusi oleh daun dan cabang [5]. Akibatnya, banyak hasil panen yang tidak optimal dan berdampak negatif pada nilai ekonomis buah. Metode deteksi objek tradisional, seperti Jaringan Neural Konvolusional Berbasis Wilayah (R-CNN), tidak praktis untuk aplikasi real-time karena waktu pemrosesan yang lambat. Metode yang lebih cepat dan akurat seperti YOLO (You Only Look Once) diperlukan untuk deteksi kematangan stroberi otomatis [6].

Metode tradisional untuk mendeteksi kematangan buah terbukti tidak efisien, terutama dalam lingkungan yang kompleks seperti perkebunan besar. Tantangan utama mencakup masalah akurasi dan ketidakmampuan mendeteksi buah yang tersembunyi oleh dedaunan atau yang saling tumpang tindih. Sensor modern berbasis AI menunjukkan potensi besar untuk meningkatkan akurasi [7]. Selain itu, metode deteksi buah dalam lingkungan padat, seperti yang diterapkan pada buah jeruk dan stroberi, telah dioptimalkan dengan teknik seperti penggabungan jaringan multi-skala dan penggunaan fitur kedalaman dari gambar untuk mendeteksi objek kecil dan tersembunyi secara lebih efektif [8].

Pengembangan solusi teknologi yang lebih efisien untuk mengidentifikasi kematangan dan kualitas stroberi secara otomatis menjadi semakin penting dalam memenuhi permintaan pasar global. Salah satu pendekatan yang telah diterapkan adalah penggunaan teknologi berbasis kecerdasan buatan (AI) dan sensor digital untuk mendeteksi tingkat kematangan stroberi dengan lebih presisi. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa model deep learning seperti CES-YOLOv8 dan YOLOv7 mampu mendeteksi kematangan stroberi dengan akurasi tinggi. CES-YOLOv8, misalnya, mencapai akurasi 88,2% dalam mendeteksi kematangan stroberi, dengan kecepatan pemrosesan real-time yang memenuhi kebutuhan aplikasi di lapangan [9]. Selain itu, kombinasi teknologi augmented reality dengan model YOLOv7 telah digunakan untuk menampilkan tingkat kematangan stroberi secara visual, mempercepat proses panen dan meningkatkan efisiensi keseluruhan [5]. Solusi ini dapat membantu meningkatkan daya saing produk stroberi, baik di pasar domestik maupun internasional, sekaligus mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manusia dalam proses penentuan kematangan. Signifikansi pengembangan solusi ini juga tercermin dari pesatnya pertumbuhan pasar teknologi di sektor pertanian. Pasar global untuk *Artificial Intelligence* (AI) di bidang pertanian diproyeksikan akan tumbuh dari USD 1.7 miliar pada tahun 2023 menjadi USD 4.7 miliar pada tahun 2028, yang didorong oleh kebutuhan untuk otomatisasi, peningkatan efisiensi, dan pemantauan kualitas hasil panen secara presisi [35].

Untuk menjawab tantangan tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah solusi dalam kerangka sistem telekomunikasi *end-to-end*. Sistem ini dirancang secara terintegrasi, mencakup proses akuisisi sinyal (pengambilan citra stroberi oleh perangkat pengguna), pemrosesan sinyal cerdas (ekstraksi fitur dan klasifikasi menggunakan *deep learning*), transmisi data melalui arsitektur jaringan berbasis *cloud*, hingga penyajian kembali informasi hasil olahan pada terminal pengguna secara *real-time*.

1.2 Analisis Masalah

Masalah utama dalam deteksi tingkat kematangan dan kualitas stroberi adalah proses seleksi yang masih dilakukan secara manual. Proses manual ini menimbulkan beberapa masalah di berbagai aspek. Berikut adalah rincian setiap aspek tersebut.

1.2.1 Aspek Teknis

Dari sisi teknis, pengembangan aplikasi ini memerlukan pemrosesan citra yang presisi, terutama karena stroberi memiliki variasi bentuk, warna, dan tekstur yang signifikan. Tantangan utama adalah menyusun model *deep learning* yang mampu mengatasi variasi tersebut serta faktor lingkungan seperti pencahayaan dan latar belakang yang dapat mempengaruhi akurasi identifikasi. Gambar stroberi bisa jadi sangat sulit untuk dianalisis karena ukuran objek yang kecil dan potensi oklusi target [6]. Metode manual tradisional untuk mendeteksi kematangan stroberi tidak efisien, tidak akurat, dan tidak konsisten, terutama dalam operasi berskala besar [3]. Studi lain menyoroti bahwa menangani ketidakseimbangan data dan memilih algoritma yang tepat adalah kunci untuk mencapai klasifikasi yang akurat. Integrasi model seperti YOLOv8 dengan fungsi kerugian khusus, telah terbukti meningkatkan akurasi deteksi dengan lebih berfokus pada contoh yang sulit diklasifikasi, sehingga mengurangi kesalahan dalam klasifikasi stroberi pada tingkat kematangan yang berbeda. Anotasi set data dan penyesuaian model yang tepat memainkan peran penting dalam meminimalkan kesalahan teknis selama penerapan [10].

1.2.2 Aspek Ekonomi

Dari segi ekonomi, metode manual dalam seleksi stroberi tidak hanya memakan waktu, tetapi juga membutuhkan banyak sumber daya manusia, yang pada akhirnya meningkatkan biaya operasional. Biaya tenaga kerja manual yang terkait dengan pemanenan buah, termasuk stroberi, masih tinggi, sehingga mendorong eksplorasi solusi berbasis robot dan *deep learning* [11]. Pada tahun 2021, pasar stroberi segar dunia memiliki valuasi sekitar USD\$24,79 miliar dan diperkirakan akan meningkat menjadi sekitar USD\$43,33 miliar pada tahun 2028 [12].

Aplikasi berbasis deep learning dapat mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manusia, menghemat biaya dalam jangka panjang, serta meningkatkan efisiensi operasional.

Namun, biaya awal yang diperlukan untuk pengembangan teknologi ini, termasuk investasi pada perangkat keras seperti kamera berkualitas tinggi dan infrastruktur komputasi, cukup besar [13]. Selain itu, ada risiko finansial jika teknologi ini gagal diimplementasikan dengan baik atau tidak dapat memenuhi kebutuhan pasar.

1.2.3 Aspek Lingkungan

Penggunaan teknologi deep learning untuk mendeteksi kematangan dan kualitas stroberi dapat memberikan dampak positif terhadap lingkungan. Dengan meningkatkan efisiensi proses seleksi stroberi, potensi pemborosan hasil pertanian dapat berkurang, karena buah yang sudah matang dan berkualitas dapat diidentifikasi secara akurat dan cepat. Kematangan stroberi dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan seperti cahaya, suhu, dan kelembapan. Variabilitas ini dapat menyebabkan kesulitan dalam pengambilan gambar yang konsisten dan akurat, yang penting untuk analisis berbasis gambar [3]. Selain itu, otomatisasi juga mengurangi penggunaan sumber daya yang tidak efisien, seperti air dan energi, yang biasanya terjadi dalam proses manual. Metode deteksi kematangan stroberi berbasis deep learning telah terbukti meningkatkan akurasi secara signifikan dan mengurangi limbah, sehingga 4 meningkatkan efisiensi sumber daya di bidang pertanian. Namun, kebutuhan akan infrastruktur komputasi berkinerja tinggi, seperti server, dapat berkontribusi terhadap peningkatan jejak karbon selama fase penerapan [5].

1.3 Analisis Solusi yang Ada

Dalam upaya mengidentifikasi tingkat kematangan dan kualitas stroberi, berbagai solusi telah dikembangkan baik secara manual maupun berbasis teknologi. Bagian ini mengkaji solusi-solusi yang sudah ada, mengidentifikasi keunggulan, kekurangan, dan keterbatasannya yang dapat diatasi oleh solusi yang diusulkan dalam proyek ini.

Salah satu metode yang telah banyak digunakan dalam mendeteksi kematangan stroberi adalah dengan menggunakan model deteksi berbasis deep learning. Sebagai contoh, penelitian berjudul "A Fine Recognition Method of Strawberry Ripeness Combining Mask R-CNN and Region Segmentation" mengembangkan model deteksi menggunakan Mask R-CNN dengan tulang punggung ResNet50, yang telah disempurnakan untuk meningkatkan akurasi segmentasi di lingkungan lapangan yang menantang. Data dikumpulkan dari perkebunan di Beijing, dan proses pra pemrosesan gambar dilakukan untuk mengekstrak fitur warna guna

membantu penentuan tingkat kematangan stroberi. Hasil pengujian menunjukkan akurasi yang cukup tinggi dengan Average Precision (AP) sebesar 0,937. Namun, tantangan seperti oklusi tetap menjadi hambatan. Penelitian ini menyarankan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan kemampuan segmentasi dan akurasi model di berbagai lingkungan [3].

Selain Mask R-CNN, pendekatan lain yang tidak kalah penting adalah pengembangan algoritma MS-YOLOv5 dalam penelitian "MS-YOLOv5: A Lightweight Algorithm for Strawberry Ripeness Detection Based on Deep Learning". Algoritma ini merupakan versi perbaikan dari YOLOv5, yang menggabungkan mekanisme konvolusi dan perhatian untuk meningkatkan deteksi kematangan stroberi. Data augmentasi digunakan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi kondisi lingkungan. Hasil uji menunjukkan Mean Average Precision (mAP) sebesar 95,6% dan kecepatan deteksi yang signifikan. Namun, meskipun akurasi tinggi, model ini masih memerlukan peningkatan dalam hal presisi dan kecepatan untuk dataset dengan beberapa kategori dan target yang lebih kompleks [6].

Sebagai langkah lanjutan dari penelitian-penelitian sebelumnya, model deteksi berbasis deep learning juga dikembangkan dengan memanfaatkan kombinasi antara YOLOv9 dan Swin Transformer dalam penelitian "Strawberry Ripeness Detection Using Deep Learning Models". Kombinasi model ini dirancang untuk meningkatkan presisi dalam mendeteksi kematangan stroberi. Dataset yang digunakan terdiri dari 2000 gambar yang diambil dari berbagai sumber online, dan data diproses melalui metode pra pemrosesan seperti pemotongan dan pengubahan 5 ukuran gambar. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model gabungan ini berhasil mencapai precision sebesar 0,853 dan mAP sebesar 0,873, dengan rekomendasi untuk menambahkan data dari berbagai wilayah geografis guna meningkatkan keandalan model dalam berbagai kondisi [19].

Sementara itu, penelitian lainnya, "Real-Time Detection of Strawberry Ripeness Using Augmented Reality and Deep Learning", mengeksplorasi aplikasi real-time menggunakan model YOLOv7 yang dikenal dengan kecepatan dan presisinya. Model ini diuji dengan data yang dikumpulkan dari perkebunan di Spanyol, menggunakan gambar yang diambil dalam berbagai kondisi pencahayaan. Model ini berhasil mencapai mAP sebesar 0,89 dan skor F1 sebesar 0,92 untuk mendeteksi kematangan stroberi. Namun, penelitian ini menghadapi beberapa keterbatasan, termasuk pengaruh pencahayaan lapangan yang bervariasi terhadap kualitas deteksi, serta kesalahan deteksi yang lebih tinggi pada stroberi yang belum matang akibat latar belakang yang mirip. Selain itu, occlusion oleh daun dan tumpang tindih antar buah juga dapat mengurangi akurasi. Model ini diuji di lapangan dengan varietas stroberi yang

berbeda dari data pelatihan, yang menyebabkan sedikit penurunan akurasi. Untuk mengatasi kendala tersebut, disarankan pengembangan lebih lanjut dengan fokus pada peningkatan kemampuan model dalam pengaturan lapangan nyata, penggunaan augmented reality untuk membantu visualisasi prediksi kematangan, serta penyesuaian model agar lebih adaptif terhadap lingkungan dan kondisi pencahayaan yang bervariasi [5].

Selain itu, penelitian "Development and Application of a Strawberry Yield-Monitoring Picking Cart" juga menekankan pada pengembangan metode deteksi yang lebih efisien di lapangan. Dataset yang digunakan berasal dari video kebun stroberi yang dipecah menjadi gambar untuk analisis menggunakan YOLOv9+Swin Transformer. Model ini berhasil mencapai mAP sebesar 87,3%, yang menunjukkan peningkatan presisi dibandingkan YOLOv9 tunggal. Penelitian ini menggarisbawahi pentingnya pengujian lebih lanjut di kondisi lapangan yang lebih menantang serta penggunaan data lingkungan seperti suhu dan kelembapan untuk meningkatkan akurasi deteksi [15].

Selanjutnya, penelitian lain juga mengembangkan model deteksi dengan kombinasi YOLOv7 dan EfficientNetV2S, yang digunakan untuk mendeteksi tingkat kematangan dan kualitas stroberi. Dataset yang digunakan dikumpulkan dari kebun stroberi di Ciwidey, Jawa Barat, Indonesia, dengan pengambilan gambar dilakukan antara jam 12:00 hingga 16:00. Dataset ini terdiri dari 2.300 gambar yang terbagi menjadi lima kelas kematangan: Fully Ripe Grade A (FRA), Fully Ripe Grade B (FRB), Half Ripe Grade A (HRA), Half Ripe Grade B (HRB), dan Unripe (UR). Proses pra-pemrosesan melibatkan augmentasi data melalui flipping, 6 rotasi acak 90 derajat, dan rotasi antara -15 derajat hingga +15 derajat. Model ini berhasil mencapai akurasi 99%, precision 99%, recall 99%, dan F1-Score 99%. Meskipun model ini memerlukan waktu pelatihan yang lebih lama, yaitu 110,93 menit, hasil yang diperoleh menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan model YOLOv7 dasar. Saran untuk penelitian masa depan adalah untuk mengoptimalkan waktu deteksi guna memungkinkan implementasi real-time pada aplikasi Android serta memperluas dataset dari berbagai kondisi geografis dan lingkungan guna meningkatkan ketahanan model dalam berbagai situasi [4].

1.4 Tujuan Tugas Akhir

Berdasarkan analisis permasalahan yang telah dijabarkan, proses identifikasi kematangan stroberi secara manual terbukti tidak efisien, subjektif, dan berdampak pada kerugian ekonomis. Oleh karena itu, penelitian ini penting karena mengusulkan inovasi berbasis

teknologi *deep learning* untuk menjawab tantangan tersebut. Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan aplikasi dan melatih model *deep learning* menggunakan arsitektur YOLOv11-Nano yang mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan tingkat kematangan serta kualitas stroberi secara akurat berdasarkan citra visual, sebagai pengembangan dari aplikasi sebelumnya (ScanBerryV1) agar dapat melakukan deteksi multi-objek secara real-time.
2. Mengimplementasikan model yang telah dilatih ke dalam layanan cloud Amazon Web Services (AWS) dan mengintegrasikannya dengan aplikasi *mobile* berbasis Android, sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara real-time dan aplikasi dapat digunakan secara praktis di lapangan.
3. Melakukan pengujian dan evaluasi terhadap performa sistem secara keseluruhan untuk memverifikasi akurasi, presisi, *recall*, dan kecepatan deteksi sesuai dengan spesifikasi yang telah ditetapkan.

1.5 Batasan Tugas Akhir

Agar pengerjaan tugas akhir ini lebih terarah dan fokus pada pencapaian tujuan yang telah ditetapkan, maka ditentukan batasan-batasan masalah sebagai berikut:

1. Model *deep learning* yang dilatih dan digunakan dalam penelitian ini adalah **YOLOv11-Nano**.
2. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan stroberi ke dalam lima kelas yang telah ditentukan, yaitu: **Fully Ripe Grade A (FRA)**, **Fully Ripe Grade B (FRB)**, **Half Ripe Grade A (HRA)**, **Half Ripe Grade B (HRB)**, dan **Unripe (UNR)**.
3. Aplikasi yang dikembangkan berjalan pada platform **Android** dengan spesifikasi perangkat minimal: Sistem Operasi Android 9 (Pie), RAM 4 GB, dan kamera beresolusi minimal 12 MP.
4. Performa sistem yang diharapkan adalah akurasi model di atas **90%** dengan waktu inferensi (deteksi) pada aplikasi *mobile* kurang dari **1000 milidetik (1 detik)** per gambar.
5. Dataset utama yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian model berasal dari perkebunan stroberi di **Ciwidey, Jawa Barat, Indonesia**, dengan kondisi pengambilan gambar yang telah ditentukan.

6. Penelitian ini **tidak mencakup** pengembangan perangkat keras (*hardware*) khusus atau sistem robotik untuk pemanenan otomatis. Fokus utama adalah pada pengembangan perangkat lunak aplikasi dan modelnya.
7. Infrastruktur *backend* menggunakan layanan *cloud* untuk proses pelatihan model, namun pengujian akhir dilakukan pada kemampuan aplikasi untuk memproses gambar di perangkat pengguna.