

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Cabai (*Capsicum spp.*) merupakan salah satu komoditas hortikultura penting di Indonesia. Selain digunakan sebagai bahan utama dalam berbagai masakan khas Nusantara, cabai juga memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan permintaannya terus meningkat dari tahun ke tahun. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), produksi cabai rawit dan cabai besar pada tahun 2024 masing-masing mencapai lebih dari 1,3 juta ton. Konsumsi cabai per kapita juga menunjukkan tren peningkatan, yang menandakan permintaan pasar yang tinggi[1]. Tingkat konsumsi cabai per kapita terus mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Pada tahun 2024, rata-rata konsumsi cabai merah per kapita per minggu tercatat 0,034 ons, sementara cabai rawit mencapai 0,041 ons[2]. Jika dihitung secara tahunan, konsumsi cabai merah mencapai sekitar 50 gram dan cabai rawit sekitar 60 gram per kapita. Data ini menunjukkan bahwa kebutuhan masyarakat terhadap cabai tetap tinggi dan berpotensi terus meningkat.

Dari sisi produksi, luas panen cabai besar di Indonesia pada tahun 2024 tercatat sebesar 43.900 hektar, dan cabai rawit sebesar 191.193 hektar[3]. Angka ini mencerminkan dominasi cabai rawit dalam total luas panen cabai nasional. Perbedaan luas panen ini juga dapat mengindikasikan preferensi konsumsi masyarakat serta pola budidaya yang lebih luas untuk cabai rawit di berbagai daerah. Dalam rantai distribusi dan pemasaran, tingkat kematangan cabai sangat memengaruhi kualitas, harga, dan umur simpannya. Oleh karena itu, klasifikasi kematangan secara tepat menjadi aspek krusial dalam industri pertanian dan perdagangan cabai. Tingkat kematangan cabai sangat memengaruhi kualitas, harga, dan masa simpannya. Oleh karena itu, pengelolaan pasca-panen yang baik, termasuk pemilahan berdasarkan tingkat kematangan, menjadi kunci dalam menjaga kualitas dan nilai jual cabai. Cabai yang dipanen pada tingkat kematangan yang tepat akan memiliki warna, rasa, dan tekstur sesuai dengan preferensi konsumen. Selain itu, tingkat kematangan yang tepat juga akan memperpanjang umur simpan cabai, yang sangat penting untuk distribusi dan pemasarannya ke

seluruh daerah di Indonesia. Panen yang dilakukan tidak tepat dengan tingkat kematangan dapat mengakibatkan penurunan pada kualitas cabai.

Penelitian oleh Rochayat dan Munika menunjukkan bahwa cabai yang dipanen pada tingkat kematangan 50–60%, serta menggunakan bahan pengemas yang sesuai, dapat mempertahankan kualitas cabai merah hingga 9 hari setelah penyimpanan. Selain itu, susut bobot cabai tersebut minimal dan tidak mengalami kerusakan mekanis maupun biologis[4]. Hal ini menunjukkan bahwa panen pada tingkat kematangan yang tepat, bersama dengan teknik penyimpanan yang sesuai, dapat meminimalkan kerugian dan meningkatkan ketahanan simpan cabai. Penelitian oleh Musaddad et al. mengungkapkan bahwa suhu penyimpanan yang tepat juga mempengaruhi umur simpan cabai. Mereka menemukan bahwa cabai merah besar dapat disimpan selama 25 hari, cabai merah keriting selama 24 hari, dan cabai rawit hingga 18 hari jika disimpan pada suhu dingin dengan kemasan yang sesuai[5]. Hal ini semakin menekankan pentingnya faktor tingkat kematangan serta metode penyimpanan dalam menjaga kualitas cabai.

Studi oleh Putri et al. menunjukkan bahwa penggunaan suhu penyimpanan 5°C dan kemasan oriented polystyrene (OPP) dapat menjaga mutu fisik cabai merah keriting selama penyimpanan[6]. Temuan ini menguatkan pentingnya pengelolaan kematangan dan pengemasan yang efektif dalam memperpanjang masa simpan cabai. Dengan demikian deteksi tingkat kematangan cabai yang tepat sangat penting dalam mengelola kualitas produk, memperpanjang umur simpan, dan mengurangi kerugian ekonomi pada sektor pertanian cabai.

Penilaian tingkat kematangan buah seperti cabai secara tradisional umumnya masih dilakukan melalui pengamatan visual oleh manusia. Pendekatan ini sangat mengandalkan persepsi masing-masing individu terhadap karakteristik visual seperti warna, bentuk, dan tekstur, yang cenderung bervariasi antar pengamat. Akibatnya, proses penilaian menjadi kurang objektif dan rawan inkonsistensi, terutama jika diterapkan dalam jumlah besar. Rungpaka et al. mengemukakan bahwa metode manual ini sering menimbulkan perbedaan signifikan antar penilai dan tidak cukup efisien untuk mendukung kebutuhan sistem produksi pertanian modern [7]. Selain itu, pencahayaan yang tidak merata, kelelahan pengamat, dan kurangnya pelatihan juga berkontribusi terhadap kesalahan dalam klasifikasi [8].

Dengan kemajuan teknologi saat ini, metode berbasis komputer atau kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) telah muncul sebagai alternatif yang sangat efektif untuk mengatasi pemilahan yang dilakukan secara manual oleh tenaga manusia [9].

Dalam bidang pengolahan gambar digital, *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menjadi salah satu metode yang paling disukai dan berhasil dalam beberapa tahun terakhir[10]. CNN tidak hanya mampu mengenali bentuk dan warna, tetapi juga sangat andal dalam menangkap perbedaan halus antar kelas visual, seperti variasi warna cabai mentah hingga busuk. Kemampuan ini menjadikannya unggul dalam tugas klasifikasi kematangan buah dibandingkan metode konvensional. CNN sangat baik untuk klasifikasi visual karena dapat mengekstraksi warna, tekstur, dan bentuk dari gambar. Kemampuan ini membuat CNN lebih baik dalam mendeteksi perbedaan visual yang halus, seperti perubahan warna kulit buah yang menunjukkan kematangan.

Ketika diterapkan untuk mengklasifikasi kematangan cabai, CNN dapat mengenali transisi warna dari hijau ke merah secara akurat tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Ini tentu sangat membantu, terutama jika dilakukan dalam skala besar seperti pada proses sortir hasil panen. Penelitian yang dilakukan oleh Kamilaris dan Prenafeta-Boldú menunjukkan bahwa CNN memberikan hasil yang sangat baik dalam mengklasifikasi objek-objek di bidang pertanian, termasuk buah dan sayur [10]. Selain itu, CNN memiliki fleksibilitas dalam arsitekturnya yang memungkinkan penyesuaian terhadap berbagai jenis citra dan resolusi, sehingga sangat ideal untuk diaplikasikan pada gambar cabai yang diambil dalam kondisi pencahayaan dan latar belakang yang beragam [11].

Berbagai studi sebelumnya telah mengembangkan model klasifikasi kematangan buah cabai menggunakan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN), dengan performa yang cukup tinggi pada beberapa arsitektur seperti AlexNet, ResNet50, GoogLeNet, dan MobileNet-V2. Misalnya, dalam penelitian "*Chili fruits maturity estimation using various CNN architecture*" [12], tingkat kematangan hanya dibatasi pada tiga kelas yaitu belum matang, cukup matang, dan matang. Begitu pula pada studi "*Classification of large green chilli maturity using deep learning*" [13], yang hanya menggunakan tiga kelas yaitu maturity 1, 2, dan

3, serta studi "*Implementasi Lenet-5 dan MobileNetV2 dalam Klasifikasi Kematangan Cabai Rawit Berdasarkan Citra Digital*" [14] yang memperkenalkan kelas busuk.

Beberapa studi terbaru telah memanfaatkan teknik penghapusan latar belakang, seperti GrabCut dan U²-Net, untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra buah-buahan. Misalnya, penelitian oleh Si dan Kim[15] pada citra cabai serta Argun et al. [16] pada citra gandum menunjukkan bahwa penghapusan latar dapat membantu model fokus pada objek utama. Namun, belum diketahui apakah strategi serupa tetap memberikan manfaat pada dataset cabai rawit dengan latar acak, yang memiliki variasi warna dan tekstur tidak berkaitan dengan tingkat kematangan. Penelitian-penelitian sebelumnya umumnya menggunakan metode konvensional berbasis segmentasi, *background subtraction*, dan *color filtering* [12][13][14][17][18], Berbeda dengan pendekatan tersebut, penelitian ini menerapkan arsitektur modern U²-Net melalui *tool* rembg untuk melakukan penghapusan latar secara otomatis dan efisien. Selain itu, digunakan pula metode GrabCut berbasis *bounding box* otomatis sebagai pembanding. Dengan demikian, kedua metode diharapkan mampu menghapus latar pada citra dengan kondisi acak secara lebih akurat dan berpotensi meningkatkan performa klasifikasi CNN lima kelas kematangan cabai rawit, penggunaan U²-Net memungkinkan penghapusan latar dengan akurasi yang tinggi sehingga berpotensi meningkatkan hasil klasifikasi CNN[19].

Meskipun arsitektur CNN seperti ResNet, AlexNet, dan MobileNet-V2 telah digunakan dalam klasifikasi kematangan buah[12],[14],[20], eksplorasi terhadap arsitektur CNN custom dengan 18 lapisan, termasuk 4 lapis Conv2D, masih jarang dijumpai dalam studi sejenis. Selain itu, studi yang secara khusus menganalisis pengaruh penghapusan latar otomatis berbasis U²-Net terhadap performa klasifikasi CNN dalam lima kelas kematangan cabai juga masih sangat terbatas. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan mengimplementasikan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi tingkat kematangan cabai ke dalam lima kelas: mentah, setengah matang, matang, busuk setengah matang, dan busuk matang. Penelitian ini juga menganalisis dampak penghapusan latar menggunakan metode GrabCut dan U²-Net terhadap performa model. Dengan

pendekatan ini, model diharapkan dapat lebih fokus mengenali objek utama, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi secara keseluruhan.

1.2 Rumusan Masalah

- a. Bagaimana implementasi arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi kematangan cabai?.
- b. Bagaimana pengaruh penghapusan latar belakang citra terhadap akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah cabai menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)?.
- c. Bagaimana model *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mengklasifikasikan buah cabai ke dalam lima kelas kematangan: mentah, setengah matang, matang, busuk matang, dan busuk setengah matang secara akurat?.
- d. Bagaimana perbandingan performa model *Convolutional Neural Network* (CNN) pada masing-masing skenario dataset: dataset original, dataset dengan penghapusan latar belakang GrabCut, dan dataset dengan penghapusan latar belakang U²-Net?.

1.3 Tujuan Penelitian

- a. Mengimplementasikan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi tingkat kematangan buah cabai.
- b. Menilai pengaruh penghapusan latar belakang citra terhadap akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah cabai menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN).
- c. Mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu mengklasifikasikan buah cabai ke dalam lima kelas kematangan yang lebih rinci: mentah, setengah matang, matang, busuk matang, dan busuk setengah matang.
- d. Menganalisis dan membandingkan performa model *Convolutional Neural Network* (CNN) pada masing-masing skenario dataset yang digunakan.

1.4 Batasan Penelitian

- a. Kategori tingkat kematangan buah cabai dibatasi menjadi lima kelas, yaitu: mentah, setengah matang, matang, busuk matang, busuk setengah matang.

- b. Evaluasi performa model CNN hanya dilakukan menggunakan metrik klasifikasi seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score.
- c. Penelitian ini tidak membahas secara teknis metode augmentasi data ataupun optimasi hyperparameter secara mendalam.

