

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pemantauan kualitas dan kematangan produk seperti buah dan sayuran merupakan hal yang penting dalam industri pertanian, karena kualitas dan kematangan yang tepat dapat menentukan nilai jualnya di pasar. Tahun 2022, produksi keseluruhan sayuran di Indonesia mencapai 15.203.827 ton, dengan tingkat konsumsi per orang sebesar 43,5 kilogram, sehingga total konsumsi sayuran diperkirakan mencapai 11.998.095 ton (Badan Pusat Statistik, 2023).

Salah satu komoditas hortikultura yang berkontribusi dalam produksi sayuran ini adalah tomat. Tomat merupakan tanaman dengan tingkat kebutuhan yang besar dan nilai finansial yang tinggi. Berdasarkan data yang dirilis oleh Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2022, tomat adalah komoditas hortikultura dengan laju produktivitas kelima setelah kentang. Indonesia berhasil menghasilkan 1.168.744 ton tomat, menyumbangkan sekitar 7,69% dari total produksi sayuran di Indonesia. Konsumsi tomat di Indonesia hanya mencapai 276.258,73 ton, yang jauh lebih rendah dibandingkan jumlah produksinya. Ketidakseimbangan ini menyebabkan kelebihan pasokan, yang berpotensi menurunkan harga tomat di pasaran, sehingga merugikan petani. Selain itu, jika tidak dikelola dengan baik, surplus tomat ini dapat menyebabkan pemborosan besar-besaran, meningkatkan jumlah limbah pangan, dan mengurangi efisiensi sektor pertanian.

Tomat merupakan salah satu tanaman yang paling umum, populer, disukai, dan kaya nutrisi, pentingnya mendeteksi kematangan dan kualitas tomat dengan akurat menjadi sangat signifikan. Buah tomat yang busuk akan berdampak buruk bagi kesehatan (Soekarta, Nurdjan dan Syah, 2023). Salah satu alasan utama mengapa tomat menjadi cacat adalah karena proses pendeteksian kematangan masih dilakukan secara manual dan tomat akan menjadi busuk seiring berjalannya waktu jika tidak dipanen pada waktu yang tepat. Karena tomat mudah busuk, industri pertanian mengalami kerugian finansial yang cukup besar (Khatun, dkk 2023).

Produksi tomat di Indonesia masih terbilang rendah, dengan angka 6,3 ton/ha, jika dibandingkan dengan Taiwan dan India yang memiliki rata – rata produksi tomat dikisaran 21 ton/ha dan 9,5 ton/ha (Wahid, Mustamin and Lawi, 2021). Rendahnya produktivitas ini menunjukkan perlunya peningkatan efisiensi dalam sistem pertanian, termasuk penerapan teknologi untuk mengoptimalkan produksi dan kualitas hasil panen. Salah satu tantangan utama dalam peningkatan produktivitas adalah sistem klasifikasi tomat yang masih mengandalkan metode manual, yang rentan terhadap subjektivitas operator sortir. Hal ini mengakibatkan inkonsistensi dalam proses klasifikasi dan penentuan tingkat kematangan tomat secara manual, sehingga berdampak pada penurunan penjualan dan distribusi tomat yang tidak teratur.

Metode *Deep Learning* merupakan salah satu pendekatan yang memungkinkan klasifikasi data digital, seperti gambar dan suara. Teknik ini termasuk dalam bidang kecerdasan buatan, yang mana computer dilatih untuk mengolah data dengan cara yang meniru cara kerja otak manusia (Ananto dkk., 2023). Salah satu model dalam *Deep Learning* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang merupakan pengembangan dari Jaringan Syaraf Tiruan atau *Neural Network*. CNN memiliki lebih banyak lapisan jaringan sehingga dapat secara efektif meniru sistem pengelaran gambar yang mirip dengan cara manusia memproses citra (Aryanto dan Farabi, 2022). CNN memiliki berbagai arsitektur, seperti *VGG16*, *ResNet50*, *MobileNet*, *Xception*, dan *InceptionV4*. Meskipun CNN dianggap sebagai model yang unggul dalam mendeteksi dan mengidentifikasi objek, metode ini memiliki kelemahan dalam hal durasi pelatihan yang relatif lama saat memproses citra (Yusman, Evanita dan Riadi, 2023).

Penelitian yang dilakukan Aprilisa dan Sukemi, pada tahun 2020 menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dalam melakukan identifikasi tingkat kematangan buah tomat berdasarkan fitur warna menghasilkan akurasi sebesar 92% (Aprilisa dan Sukemi, 2020). Penelitian lain yang dilakukan Yusmas dkk, pada tahun 2023 menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dalam mengidentifikasi kematangan buah tin menghasilkan akurasi sebesar 94% (Yusman, Evanita dan Riadi, 2023). Penelitian lain yang dilakukan Paraijun dkk,

pada tahun 2022 menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dalam mengklasifikasi kesegaran buah berdasarkan citra buah menghasilkan akurasi sebesar 93% (Paraijun, Aziza dan Kuswardani, 2022). Hasil dari penelitian-penelitian tersebut menunjukkan kinerja model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang paling baik karena teknik-teknik konvensional seperti pengolahan citra dan analisis warna memiliki keterbatasan dalam mengatasi variasi yang kompleks dalam kualitas dan kematangan tomat.

Berdasarkan permasalahan yang telah dipaparkan di atas, maka dalam penelitian ini akan dibuat sebuah sistem untuk mengklasifikasi secara otomatis untuk mengidentifikasi matang busuk, matang segar, mentah busuk, dan mentah segar sangat diperlukan untuk meningkatkan kualitas dan kuantitas tomat serta memberikan manfaat bagi industri pertanian. Adapun algoritma *Convolutional Neural Network* akan digunakan pada penelitian ini, sehingga judul penelitian ini adalah **“Implementasi *Deep Learning* untuk Klasifikasi Kematangan dan Kualitas Tomat Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan Model Arsitektur *MobileNetV2*”**.

Diharapkan melalui penelitian ini, industri pertanian akan dapat membedakan antara buah matang busuk, matang segar, mentah busuk, dan mentah segar, mencegah risiko penurunan penjualan yang signifikan karena kesalahan dalam mendeteksi kematangan tomat. Selain itu, diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan metode identifikasi visual yang efektif untuk buah tomat matang busuk, matang segar, mentah busuk, dan mentah segar, sehingga informasi yang disampaikan dapat bermanfaat bagi industri pertanian.

1.2 Rumusan Masalah

Mengacu pada latar belakang yang telah disampaikan, permasalahan dapat dirinci sebagai berikut:

- a. Seberapa besar akurasi yang dicapai oleh sistem klasifikasi kematangan dan kualitas tomat menggunakan CNN dan arsitektur *MobileNetV2*?
- b. Bagaimana implementasi sistem klasifikasi tomat otomatis ini dapat membantu meningkatkan efisiensi dan mengurangi kerugian dalam industri pertanian?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah.

- a. Mengevaluasi kinerja model CNN *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan kematangan dan kualitas tomat dengan mengukur tingkat akurasi yang diperoleh.
- b. Memberikan solusi berbasis teknologi yang dapat digunakan oleh industri pertanian untuk meningkatkan efisiensi proses sortir tomat, mengurangi limbah pangan, serta meminimalkan potensi kerugian finansial akibat kesalahan klasifikasi.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini meliputi.

- a. Membantu industri pertanian dalam mendeteksi secara akurat tomat matang busuk, matang segar, mentah busuk, dan mentah segar, sehingga dapat meningkatkan efisiensi produksi dan mengurangi kerugian finansial.
- b. Menjadi sumber pembelajaran dan referensi untuk penelitian lain di bidang pemrosesan gambar dan *Convolutional Neural Network* dengan pemanfaatan model arsitektur *MobilenetV2*, memperluas pemahaman mengenai aplikasi teknologi terkini dalam industri pertanian dan kecerdasan buatan.

1.5 Batasan Masalah

Menjamin fokus yang jelas dan mencegah perluasan yang tidak diinginkan, serta tetap sesuai dengan tujuan yang ditetapkan, menjadi alasan penetapan batasan penelitian. Berikut ini adalah batasan-batasan yang diterapkan dalam penelitian ini.

- a. Proses klasifikasi hanya berfokus pada kematangan dan kualitas buah tomat.
- b. Pengambilan *dataset* bersumber dari open *dataset*, yaitu dari Kaggle.
- c. *Optimizer* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *optimizer* ADAM.
- d. Model arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini adalah *MobileNetV2*.
- e. *Framework Flask* digunakan dalam penelitian ini untuk membangun sistem klasifikasi kematangan dan kualitas buah tomat.