JURNAL ILMIAH SISTEM INFORMASI (JUSI)
VOL 4, No. 3, November 2025, pp. 646 - 659
p-ISSN : 2803-1507 (media cetak) | e-ISSN : 2803-1531 (media online)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JUISI/issue/view/151

Tomato Ripeness Classification Using Transfer Learning Approach with ResNet50 CNN Model

Habibur Rohman*[1], Nur Nafi'iyah[2], Azza Abidatin Bettaliyah[3]
[1,2,3] Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Lamongan
Jl. Veteran 53[a] Lamongan, 62211, Jawa Timur, Indonesia
e-mail: habiburhrn@gmail.com*[1]; mynaff@unisla.ac.id[2]; azzabettaliyah@unisla.ac.id[3]

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 20-08-2025
Revised: 02-09-2025
Accepted: 02-10-2025
Published: 21-11-2025

ABSTRACT

Tomatoes are high-value horticultural commodities requiring accurate ripeness assessment to maintain distribution quality. Conventional visual observation methods are subjective, labor-intensive, and inefficient for large-scale applications. This study developed a tomato ripeness classification system using transfer learning with the ResNet50 architecture. The dataset comprised 2,400 tomato images categorized into three classes: ripe, unripe, and reject. The model was fine-tuned on the last ten layers and optimized using the Adam algorithm with a learning rate of 0.00001. Evaluation showed an average validation accuracy of 98.08% with consistently high precision, recall, and F1-score across all classes. The trained model was further deployed into a web-based application using Streamlit, enabling users to upload tomato images and receive instant classification through a simple interface. With its high accuracy, practicality, and ease of use, this system offers an effective solution for digitalizing tomato sorting, thereby contributing to the broader adoption of artificial intelligence in modern agriculture.

Keywords: *Tomato, Fruit Ripeness, Transfer Learning, ResNet50.*

Abstrak

Tomat merupakan komoditas hortikultura bernilai ekonomi tinggi yang membutuhkan penilaian kematangan akurat untuk menjaga mutu distribusi. Metode konvensional berbasis pengamatan visual bersifat subjektif, memerlukan tenaga kerja, dan kurang efisien pada skala besar. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi kematangan tomat menggunakan transfer learning dengan arsitektur ResNet50. Dataset terdiri dari 2.400 citra tomat yang terbagi ke dalam tiga kelas: matang, belum matang, dan tidak layak konsumsi. Model dilatih dengan fine-tuning pada sepuluh lapisan terakhir menggunakan algoritma Adam (learning rate 0,00001). Hasil evaluasi menunjukkan akurasi validasi rata-rata 98,08% dengan precision, recall, dan F1-score tinggi di semua kelas. Model kemudian diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit, yang memungkinkan pengguna mengunggah citra dan memperoleh hasil klasifikasi instan melalui antarmuka sederhana. Dengan akurasi tinggi dan kemudahan akses, sistem ini berpotensi menjadi solusi praktis untuk mendukung digitalisasi penyortiran tomat sekaligus memperluas penerapan teknologi kecerdasan buatan di sektor pertanian modern.

Kata Kunci: *Tomat, Kematangan Buah, Transfer Learning*, *ResNet50.*

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki potensi besar di sektor pertanian, khususnya produksi tomat yang bernilai ekonomi tinggi. Tanaman ini (*Solanum lycopersicon*, Linnaeus 1753) berasal dari Andes dan menyebar ke berbagai negara

DOI: https://doi.org/10.51903/zkncwx43

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

sejak kolonisasi Spanyol abad ke-16. Saat ini tomat menjadi komoditas hortikultura utama sekaligus tanaman model dalam studi genetik, dengan keragaman genetik yang mendorong terciptanya varietas modern [1]. Produksi global pada 2021 mencapai 189 juta ton, menunjukkan signifikansi ekonominya. Namun, penyortiran dan klasifikasi kualitas tomat berdasarkan ukuran, bentuk, warna, tingkat kematangan, dan cacat fisik masih menjadi tantangan, terutama karena metode manual cenderung lambat, subjektif, dan tidak konsisten [2].

Mutu tomat sangat bergantung pada tingkat kematangan saat panen karena menentukan kualitas konsumsi maupun pengolahan. Kematangan yang tepat memastikan tomat layak dikonsumsi segar maupun diolah, serta menjadi faktor penting dalam menjaga daya saing di pasar global. Oleh karena itu, klasifikasi berdasarkan tingkat kematangan diperlukan untuk mendukung distribusi dan menjaga standar mutu produk [3]. Indikator utama yang digunakan adalah perubahan warna buah, namun metode tradisional melalui pengamatan visual masih bersifat subjektif, lambat, dan kurang konsisten. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa teknologi deteksi berbasis mesin mampu meningkatkan akurasi penilaian warna dan kematangan [4], meskipun pendekatan ini masih memiliki keterbatasan dalam hal fleksibilitas dan adaptasi terhadap kondisi kompleks.

Pemanfaatan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi tingkat kematangan tomat menunjukkan hasil yang menjanjikan. Sebuah studi melaporkan bahwa penggunaan *optimizer Adam* memberikan akurasi 97% dengan loss 3%, lebih baik dibandingkan RMSprop (92%) dan SGDM (94%). Penelitian tersebut juga menekankan pentingnya pemilihan optimizer yang tepat untuk meningkatkan stabilitas pelatihan model, serta merekomendasikan teknik augmentasi data, perluasan dataset, eksplorasi arsitektur CNN lain seperti ResNet dan VGG, penyesuaian hyperparameter, dan evaluasi dengan matrik lanjutan seperti *Precision, Recall*, dan *F1-score* [5]. Hasil ini sejalan dengan studi [6] yang mengimplementasikan *deep neural network* dalam estimasi kematangan tomat dan berhasil mencapai F1-score rata-rata 0.91. Penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa metode berbasis CNN mampu mengatasi keterbatasan pengamatan visual dengan menyediakan klasifikasi yang lebih konsisten, serta memiliki potensi besar untuk diaplikasikan dalam sistem panen otomatis maupun pemantauan kualitas secara real-time, sehingga memperkuat efektivitas CNN dalam deteksi kematangan secara presisi.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan mengeksplorasi kemampuan *pre-trained* ResNet50 dalam klasifikasi kematangan buah tomat. Fokus utama adalah menguji efektivitas *transfer learning* dengan teknik *fine-tuning* pada lapisan akhir dalam meningkatkan kinerja klasifikasi, dengan memanfaatkan fitur yang telah dipelajari dari dataset besar ImageNet, serta mengevaluasinya menggunakan *confion matrix* akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Proses *fine-tuning* dilakukan untuk menyesuaikan bobot model terhadap karakteristik visual tomat yang berbeda dari objek-objek umum dalam *ImageNet*. Pendekatan ini diharapkan mampu mengoptimalkan kemampuan ekstraksi fitur sehingga model dapat membedakan tingkat kematangan secara lebih akurat. Selain itu, pengujian performa model dilakukan untuk menilai konsistensi hasil klasifikasi pada berbagai kondisi pencahayaan dan latar belakang gambar.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Berbagai penelitian telah mengungkapkan bahwa *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan arsitektur *deep learning* yang memiliki peran penting dalam pengolahan citra digital. Menurut [7], CNN tersusun atas beberapa lapisan seperti *convolution layer*, *activation layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* yang bekerja secara hierarkis untuk mengenali pola visual. Peneliti [8] menambahkan bahwa proses pelatihan CNN berlangsung melalui dua tahap, yaitu *forward pass* untuk menghasilkan prediksi dan *backward pass* untuk memperbarui bobot menggunakan algoritma *backpropagation*, sehingga model mampu meningkatkan akurasi seiring iterasi. Hasil penelitian lain [9] juga memperlihatkan bahwa penerapan CNN dalam deteksi penyakit tanaman mampu meningkatkan akurasi hingga 97%, menegaskan efektivitasnya dalam klasifikasi citra kompleks.

Menurut [10], *convolution layer* berperan utama dalam mengekstraksi fitur citra dengan menggeser kernel pada area input untuk menghasilkan *feature map*, sementara *pooling layer* berfungsi mengurangi dimensi data dan mempercepat proses komputasi. Studi [11] menjelaskan bahwa kombinasi antara *max pooling* dan *average pooling* dapat meningkatkan kemampuan generalisasi jaringan, terutama pada dataset dengan variasi tekstur tinggi. Peneliti [12] lainnya menunjukkan bahwa penggunaan pendekatan *hybrid pooling* mampu menjaga kestabilan performa model tanpa mengorbankan efisiensi parameter. Berdasarkan hasil-hasil

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

tersebut, dapat dipahami bahwa desain lapisan konvolusi dan pooling menjadi komponen krusial dalam meningkatkan efisiensi serta keakuratan CNN pada tugas-tugas pengenalan pola visual.

Dalam penelitian [13], dijelaskan bahwa arsitektur *ResNet50* dikembangkan untuk mengatasi permasalahan degradasi akurasi dan *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam melalui penerapan konsep *residual learning* dengan *skip connection*. Peneliti [14] menunjukkan bahwa penerapan ResNet50 pada deteksi cacat permukaan baja menghasilkan akurasi hingga 99,4%, sementara [15] menemukan efektivitasnya dalam mendeteksi COVID-19 melalui citra X-ray. Studi [16] lain juga memperkuat temuan tersebut dengan menyatakan bahwa penerapan *transfer learning* berbasis ResNet50 mempercepat pelatihan dan meningkatkan kinerja model pada dataset terbatas. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa ResNet50 menjadi salah satu arsitektur paling fleksibel dan efisien dalam berbagai aplikasi pengenalan citra.

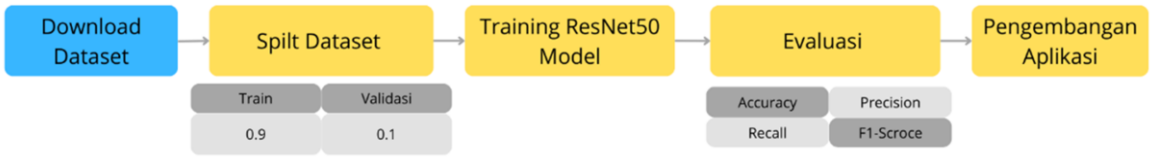
Menurut [17], metode *transfer learning* memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan dari pelatihan sebelumnya untuk menyelesaikan tugas baru dengan data terbatas. Peneliti [18] menambahkan bahwa pendekatan ini mampu mempercepat pelatihan sekaligus mengurangi risiko *generalization error*. Studi [19] menjelaskan bahwa proses *fine-tuning* dilakukan dengan menyesuaikan lapisan akhir agar sesuai dengan jumlah kelas baru, sedangkan [20] menegaskan bahwa pengaturan parameter yang tepat dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi pelatihan. Selain itu, hasil penelitian [21] menunjukkan bahwa penerapan *Batch Normalization* meningkatkan stabilitas jaringan dan mempercepat konvergensi, sedangkan [22] membuktikan bahwa penggunaan *Dropout* secara acak pada neuron dapat mengurangi risiko *overfitting*. Temuan ini menunjukkan bahwa strategi optimisasi dan regularisasi merupakan aspek penting dalam meningkatkan performa CNN.

Peneliti [23] menjelaskan bahwa *Fully Connected Layer* berfungsi menghubungkan hasil ekstraksi fitur dengan tahap klasifikasi akhir melalui lapisan neuron yang saling terhubung penuh. Menurut [24], pemilihan *optimizer* seperti *Stochastic Gradient Descent* (SGD), *RMSprop*, atau *Adam* berpengaruh besar terhadap stabilitas dan kecepatan pelatihan jaringan. Hasil penelitian [25] menambahkan bahwa *Adam optimizer* yang memanfaatkan adaptasi *learning rate* dan *momentum* mampu mempercepat konvergensi hingga 40% dibandingkan metode konvensional. Dengan berbagai temuan tersebut, dapat dipahami bahwa keberhasilan implementasi CNN sangat bergantung pada kombinasi arsitektur yang tepat, strategi pelatihan yang efisien, serta pemilihan algoritma optimisasi yang sesuai dengan karakteristik data.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. *Metode Penelitian*

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi tingkat kematangan buah tomat menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur *ResNet50*. Alur penelitian terdiri atas lima tahapan utama, yaitu: pengumpulan *dataset*, pembagian *dataset*, perancangan model, evaluasi performa model, dan implementasi aplikasi berbasis web. Setiap tahap memiliki peran penting dalam memastikan proses pelatihan model berlangsung sistematis dan menghasilkan performa yang optimal. Tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1 yang memperlihatkan urutan langkah mulai dari pengumpulan *dataset* hingga implementasi aplikasi.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle yang diperoleh dari penelitian [26], dengan jumlah total 2.400 citra tomat yang terbagi ke dalam tiga kelas: *Ripe* (matang), *Unripe* (belum matang), dan *Reject* (tidak layak konsumsi). Distribusi dataset dijaga seimbang dengan masing-masing 800 citra per kelas. Dataset kemudian dibagi menjadi 2.160 citra (90%) untuk pelatihan dan 240 citra (10%) untuk validasi [27], dengan proporsi seimbang di tiap kelas. Untuk memperjelas pembagian dataset, Tabel 1 menyajikan detail distribusi citra pada masing-masing kelas.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Tabel 1. Pembagian Dataset

No	Kelas	Train	Val	Total
1	Ripe	720	80	800
2	Unripe	720	80	800
3	Reject	720	80	800
Total		2160	240	2400

Selain itu, untuk memberikan gambaran visual *dataset*, berikut ditampilkan contoh citra dari masing-masing kelas. Kelas *ripe* menggambarkan tomat dengan warna merah yang menunjukkan tingkat kematangan sempurna. Tomat dalam kategori ini biasanya memiliki tekstur yang lembut, warna merah yang merata, dan sudah siap untuk dikonsumsi atau dijual. Citra dari kelas ini juga digunakan sebagai acuan utama dalam proses pelatihan model untuk mengenali karakteristik visual tomat matang seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Tomat Ripe sebagai visual tomat yang matang

Kelas *unripe* menggambarkan tomat yang masih dalam tahap belum matang, dengan ciri khas warna hijau atau kuning yang belum sepenuhnya berubah menjadi merah. Warna hijau pada permukaan tomat menunjukkan kandungan klorofil yang masih tinggi dan kadar likopen yang belum terbentuk sempurna. Citra dari kelas ini penting untuk melatih model agar mampu membedakan tahap kematangan awal dari buah yang sudah matang. Tomat dalam kategori ini biasanya memiliki tekstur yang lebih keras dan belum siap untuk dikonsumsi langsung atau dipasarkan seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Tomat Unripe sebagai visual tomat yang belum matang

Kelas *reject* merepresentasikan tomat yang tidak memenuhi standar kualitas untuk dikonsumsi atau dipasarkan. Kondisi tersebut dapat disebabkan oleh faktor lingkungan selama pertumbuhan maupun penanganan pascapanen yang kurang baik. Data dari kelas ini berperan penting dalam membantu model mengenali karakteristik kerusakan visual pada tomat. Tomat dalam kategori ini biasanya memiliki cacat seperti warna yang tidak merata, bentuk yang abnormal, kerusakan fisik atau terdapat noda seperti pada Gambar 4.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

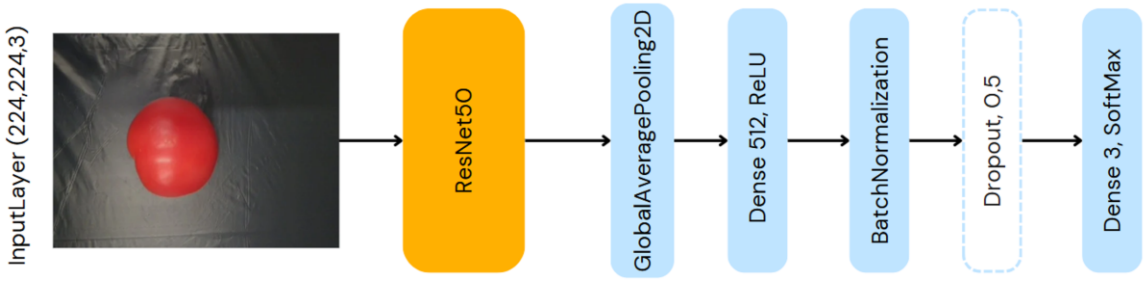


Gambar 4. Tomat Reject

3.2. *Perancangan Model*

Perancangan model dalam penelitian ini difokuskan pada pengembangan arsitektur klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan *transfer learning*. Model *ResNet50 pre-trained* dipilih karena telah terbukti efektif dalam mengekstraksi fitur visual kompleks serta memiliki performa yang baik pada *dataset* terbatas. Dengan memanfaatkan bobot awal yang sudah dilatih pada *ImageNet*, proses pelatihan dapat berlangsung lebih efisien sekaligus mengurangi risiko *overfitting*. Pendekatan ini juga memungkinkan model untuk memanfaatkan pola-pola visual umum yang telah dipelajari sebelumnya guna mempercepat konvergensi saat pelatihan.

Dalam penelitian ini, model *ResNet50* yang telah *pre-trained* digunakan dengan menambahkan lapisan *output* yang disesuaikan untuk menghasilkan tiga kelas, yaitu *Ripe*, *Unripe*, dan *Reject*. Lapisan tambahan dirancang untuk menyesuaikan keluaran model agar sesuai dengan jumlah kelas pada *dataset* yang digunakan. Penyesuaian struktur ini bertujuan agar proses klasifikasi dapat lebih spesifik terhadap tingkat kematangan tomat. Susunan *layer output* tambahan ini dapat direpresentasikan dalam Gambar 5.



Gambar 5. Desain Arsitektur CNN

Input citra berukuran 224×224 diproses melalui *GlobalAveragePooling2D*, *Dense*, *BatchNormalization*, dan *Dropout* sebelum masuk ke *output layer* dengan aktivasi *Softmax*. *Fine-tuning* dilakukan pada sepuluh lapisan akhir *ResNet50* agar model dapat menyesuaikan representasi fitur dengan karakteristik *dataset* tomat. Proses pelatihan menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0,00001 untuk meningkatkan akurasi sekaligus menjaga stabilitas pelatihan serta mengurangi risiko *overfitting*. Tahapan ini juga berfungsi untuk memastikan setiap parameter model berkontribusi secara optimal dalam menghasilkan prediksi yang akurat terhadap citra uji.

3.3. *Evaluasi Model*

Evaluasi performa model klasifikasi kematangan buah tomat dalam penelitian ini mencakup pengukuran empat aspek utama, yaitu True Positive (TP) yang merupakan jumlah sampel yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas kematangan tertentu, True Negative (TN) sebagai jumlah sampel yang diklasifikasikan dengan benar sebagai bukan bagian dari kelas tersebut, False Positive (FP) yaitu jumlah sampel yang salah diklasifikasikan sebagai bagian dari kelas kematangan tertentu, dan False Negative (FN) yakni jumlah sampel yang seharusnya termasuk dalam kelas tersebut namun tidak terdeteksi oleh model. Setiap metrik tersebut

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

memberikan gambaran berbeda mengenai kemampuan model dalam mengenali dan membedakan kelas kematangan tomat. Analisis terhadap hasil evaluasi ini juga membantu dalam menentukan apakah model telah mencapai keseimbangan antara sensitivitas dan spesifisitas. Pendekatan evaluasi ini merujuk pada metode yang digunakan oleh [26] yang juga menilai kinerja model klasifikasi buah tomat berdasarkan parameter-parameter tersebut untuk memastikan tingkat akurasi dan efektivitas sistem berbasis *transfer learning*.

Akurasi merupakan proporsi dari total sampel yang diklasifikasikan dengan benar oleh model. Nilai akurasi memberikan informasi mengenai seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data secara keseluruhan, dan dihitung dengan Rumus (1).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Nilai akurasi digunakan sebagai ukuran umum untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Meskipun demikian, akurasi saja tidak selalu cukup ketika terdapat ketidakseimbangan antara jumlah data pada masing-masing kelas.

Presisi (*Precision*) merupakan proporsi dari sampel positif yang diklasifikasikan dengan benar oleh model dibandingkan dengan total sampel yang diklasifikasikan sebagai positif. Nilai ini digunakan untuk menilai sejauh mana model mampu menghindari kesalahan dalam memprediksi kelas positif, sebagaimana ditunjukkan pada Rumus (2).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Presisi yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi positif yang dihasilkan oleh model benar adanya. Ukuran ini penting terutama pada kasus di mana kesalahan klasifikasi terhadap kelas positif perlu diminimalkan.

Recall (*Sensitivity* atau *True Positive Rate*) merupakan proporsi dari sampel positif yang diklasifikasikan dengan benar oleh model dibandingkan dengan total jumlah sampel positif yang sebenarnya. Nilai ini menggambarkan kemampuan model dalam mengenali semua sampel positif pada dataset, sebagaimana dijelaskan dalam Rumus (3).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Nilai *recall* yang tinggi menandakan bahwa model memiliki kemampuan mendeteksi sebagian besar data positif yang ada. Metrik ini sering digunakan pada situasi di mana kegagalan mendeteksi data positif dapat menimbulkan konsekuensi besar.

F1-score merupakan *harmonic mean* dari presisi dan *recall*, yang memberikan gambaran seimbang tentang performa model dalam klasifikasi. Nilai ini digunakan ketika dibutuhkan keseimbangan antara kemampuan model dalam mengenali kelas positif dan ketepatan prediksinya, sebagaimana ditunjukkan pada Rumus (4).

$$F1\ Score = 2x\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

F1-score menjadi metrik penting dalam kondisi data tidak seimbang antara kelas positif dan negatif. Nilai ini memberikan evaluasi yang lebih adil dibandingkan penggunaan presisi atau *recall* secara terpisah.

3.4. *Implementasi Aplikasi*

Implementasi model klasifikasi kematangan buah tomat ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit dilakukan melalui beberapa tahap. Pertama, model klasifikasi yang telah selesai dilatih disimpan dalam format .h5 agar dapat dimuat kembali ke dalam aplikasi. Model ini kemudian diintegrasikan ke dalam platform Streamlit untuk memungkinkan proses klasifikasi gambar secara langsung melalui antarmuka pengguna. Proses integrasi ini memerlukan penyesuaian struktur kode agar model dapat berfungsi optimal di lingkungan *web-based* tanpa mengalami penurunan kinerja.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Antarmuka aplikasi dirancang agar mudah dioperasikan, dengan menyediakan fitur unggah gambar bagi pengguna. Setelah gambar tomat diunggah, sistem secara otomatis akan memproses gambar tersebut agar sesuai dengan standar input model, seperti penyesuaian ukuran dan skala warna. Proses ini memungkinkan model mengenali dan mengklasifikasikan citra sesuai dengan pola yang telah dipelajari selama pelatihan. Hasil klasifikasi ditampilkan secara langsung dalam antarmuka dalam bentuk label prediksi tingkat kematangan. Dengan pendekatan ini, pengguna dapat memperoleh hasil klasifikasi secara cepat dan efisien tanpa harus melalui proses teknis yang kompleks.

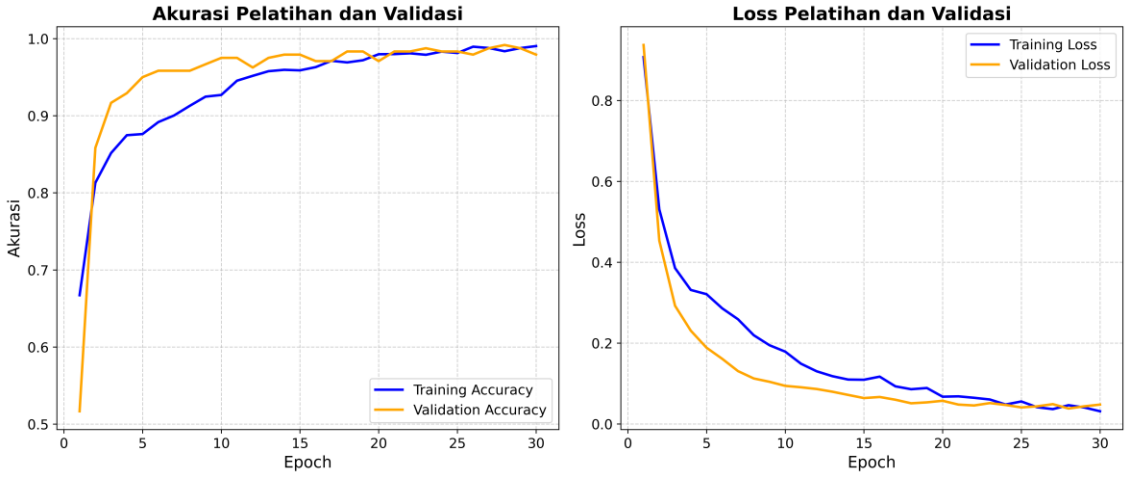
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. *Hasil Pelatihan Model ResNet50*

Model klasifikasi dikembangkan menggunakan arsitektur ResNet50 dengan pendekatan *transfer learning*, di mana seluruh lapisan awal dibekukan dan sepuluh lapisan akhir di-*fine-tune* untuk menyesuaikan dengan karakteristik citra buah tomat. Dataset terdiri dari 2.400 gambar buah tomat yang terbagi seimbang ke dalam tiga kelas: *ripe* (matang), *unripe* (mentah), dan *reject* (tidak layak konsumsi). Setiap gambar dalam dataset telah melalui proses prapemrosesan, termasuk pengubahan ukuran dan normalisasi piksel agar sesuai dengan format input model. Tahapan ini penting untuk memastikan setiap citra memiliki kualitas dan konsistensi yang seragam sebelum proses pelatihan dimulai.

Proses pelatihan dilakukan sebanyak lima kali percobaan, masing-masing selama 30 *epoch*, dengan konfigurasi dan pembagian data yang sama pada setiap percobaan. Pelatihan berulang ini bertujuan untuk mengukur stabilitas dan konsistensi model terhadap variasi acak. Parameter pelatihan seperti learning rate dan ukuran batch dijaga tetap konstan agar hasil antar percobaan dapat dibandingkan secara objektif. Selain itu, proses pelatihan juga dijalankan dengan menggunakan GPU untuk mempercepat komputasi dan efisiensi waktu.

Hasil terbaik diperoleh pada percobaan ke-5 dengan akurasi validasi mencapai 98,75%, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6. Grafik akurasi menunjukkan bahwa nilai akurasi pelatihan dan validasi meningkat konsisten seiring bertambahnya *epoch*, dan mencapai stabilitas di atas 98% setelah *epoch* ke-15. Grafik *loss* pelatihan dan validasi juga menurun signifikan hingga mendekati konvergensi, mengindikasikan model mampu belajar optimal tanpa mengalami *overfitting*. Pola perubahan akurasi dan loss tersebut menunjukkan bahwa model mampu menyesuaikan bobotnya dengan baik tanpa kehilangan kemampuan generalisasi terhadap data baru.



Gambar 6. Grafik Akurasi Dan Loss Pelatihan

Kurva akurasi dan loss yang konsisten antara data pelatihan dan validasi mengindikasikan kemampuan generalisasi model yang baik, tanpa tanda-tanda *overfitting*. Hasil ini menunjukkan bahwa ResNet50 dengan pendekatan *transfer learning* tidak hanya efektif untuk dataset terbatas, tetapi juga memiliki potensi kuat untuk diimplementasikan secara praktis dalam sistem klasifikasi kematangan tomat. Konsistensi ini mengindikasikan bahwa fitur yang diekstraksi dari lapisan konvolusional mampu merepresentasikan

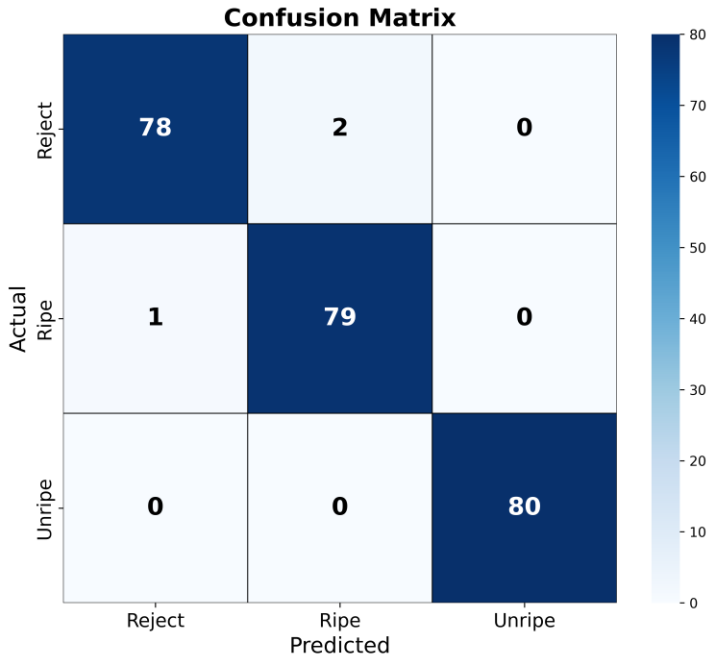
p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

karakteristik visual dengan efisien. Hal ini juga menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* berhasil menyesuaikan parameter model terhadap pola visual yang spesifik pada citra buah tomat.

4.2. *Pembahasan Model ResNet50*

Setelah proses pelatihan, performa model ResNet50 dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dan *classification report*. Secara umum, hasil menunjukkan performa yang stabil dengan variasi kecil antar percobaan, dengan akurasi validasi rata-rata 98,08%. Percobaan terbaik diperoleh pada percobaan ke-5 dengan akurasi validasi 98,75%, sehingga hasil evaluasi ditampilkan pada Gambar 7**.** Evaluasi ini memberikan gambaran kuantitatif mengenai tingkat ketepatan model dalam mengenali setiap kelas dan sejauh mana model mempertahankan konsistensi antar percobaan.

Confusion matrix digunakan untuk memberikan gambaran detail mengenai distribusi hasil klasifikasi model terhadap setiap kelas. Melalui visualisasi ini, dapat diketahui seberapa banyak citra dari masing-masing kelas yang berhasil dikenali dengan benar maupun yang masih salah diklasifikasikan. Analisis *confusion matrix* penting karena mampu menunjukkan kelemahan spesifik model pada kelas tertentu, meskipun nilai akurasi keseluruhan tinggi. Dengan demikian, *confusion matrix* tidak hanya berfungsi sebagai alat evaluasi kinerja, tetapi juga sebagai dasar dalam mengidentifikasi potensi perbaikan sistem klasifikasi. Selain itu, informasi ini dapat digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan performa antar kelas sehingga hasil analisis lebih komprehensif.



Gambar 7. Confusion Matrix

Gambar 7 menunjukkan bahwa seluruh gambar pada kelas *Unripe* berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa kesalahan, menandakan konsistensi ciri visual tomat yang belum matang mudah dikenali model. Namun, terdapat satu gambar dari kelas *Ripe* yang salah diklasifikasikan sebagai *Reject*, serta dua gambar dari kelas *Reject* yang salah diprediksi sebagai *Ripe*. Kesalahan ini relatif kecil, tetapi memperlihatkan adanya kemiripan karakteristik visual pada sampel batas antara buah matang dan rusak. Pola ini bersifat asimetris karena kesalahan hanya terjadi pada pasangan *Ripe–Reject*, sedangkan *Unripe* selalu dikenali dengan sempurna.

Selain melalui *confusion matrix*, evaluasi kinerja model juga dapat dianalisis secara kuantitatif menggunakan *classification report* yang memuat metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas. Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang lebih detail mengenai keseimbangan antara kemampuan model dalam mengenali kelas positif dan menghindari kesalahan prediksi. Dengan mengamati nilai-nilai tersebut, dapat

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

diketahui sejauh mana model mempertahankan konsistensi performa antar kelas. Rangkuman hasil pengukuran metrik evaluasi tersebut disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Classification Report

	Precision	Recall	F1-Score
Reject	0.9873	0.9750	0.9811
Ripe	0.9753	0.9875	0.9814
Unripe	1.0000	1.0000	1.0000
Accuracy			0.9875

Berdasarkan Tabel 2, kelas *Unripe* memperoleh nilai sempurna pada seluruh metrik evaluasi, menegaskan kemampuan model dalam mengenali buah tomat yang belum matang. Kelas *Ripe* mencatat *precision* 97,53% dan *recall* 98,75% dengan *F1-score* 98,14%, yang menunjukkan keseimbangan baik antara ketelitian dan sensitivitas. Sementara itu, kelas *Reject* mencapai *precision* 98,73% dan *recall* 97,50%, tetap menunjukkan performa sangat baik meskipun terdapat sedikit kesalahan klasifikasi. Konsistensi nilai metrik yang tinggi di semua kelas memperkuat bukti bahwa model dari percobaan kelima layak dijadikan sebagai model akhir. Namun demikian, pola kesalahan kecil antara *Ripe* dan *Reject* menunjukkan perlunya penambahan data pada sampel borderline serta evaluasi dengan dataset eksternal untuk meningkatkan keandalan model dalam kondisi nyata.

Selain percobaan terbaik, Tabel 3 menampilkan ringkasan akurasi validasi dari seluruh percobaan untuk menunjukkan konsistensi performa model. Data pada tabel tersebut mencakup lima kali percobaan dengan konfigurasi pelatihan yang identik. Setiap percobaan dilakukan untuk memverifikasi kestabilan model terhadap variasi awal pelatihan yang bersifat acak. Informasi ini menjadi dasar untuk menilai keandalan model sebelum diimplementasikan pada sistem klasifikasi berbasis aplikasi web.

Tabel 3. Ringkasan Akurasi Validasi Model ResNet50

Percobaan ke-	Epoch	Akurasi
1	30	97,08%
2	30	97,92%
3	30	97,92%
4	30	98,75%
5	30	98,75%
Rata-rata		**98,08%**
Standar Deviasi		**0,70%**

Rata-rata akurasi validasi dari kelima percobaan mencapai 98,08%, yang diperoleh dari pembagian total nilai akurasi validasi setiap percobaan dengan jumlah percobaan. Hasil ini menunjukkan tingkat keandalan dan kestabilan model dalam mengklasifikasikan kematangan buah tomat. Konsistensi akurasi di atas 97% pada seluruh percobaan mengindikasikan bahwa metode *transfer learning* dengan teknik *fine-tuning* pada arsitektur ResNet50 bekerja secara efektif. Nilai akurasi yang tinggi dan stabil ini juga menunjukkan bahwa model mampu beradaptasi terhadap variasi data pelatihan tanpa mengalami penurunan performa signifikan.

Nilai standar deviasi sebesar 0,70% menegaskan bahwa variasi akurasi antar percobaan relatif kecil, sehingga performa model dapat dianggap konsisten dan stabil. Dengan demikian, meskipun pelatihan dilakukan sebanyak lima kali, hasil yang diperoleh tetap berada pada rentang yang sangat dekat dengan rata-rata. Temuan ini memperkuat keyakinan bahwa *transfer learning* dengan *fine-tuning* ResNet50 mampu menghasilkan klasifikasi yang andal bahkan pada kondisi pelatihan berulang. Kondisi ini menandakan bahwa proses pelatihan model telah mencapai titik konvergensi yang optimal tanpa adanya variasi signifikan pada hasil akhir.

Penelitian ini mencapai akurasi rata-rata dari 5 kali percobaan pelatihan sebesar 98,04%**,** lebih tinggi dibandingkan metode *hybrid CNN* dengan SVM, RF, dan KNN 97,54% [2]. Model LeNet dilaporkan memiliki akurasi sekitar 98%, sedangkan VGG-16 hanya mencapai 67,42% [28]. Sementara itu penelitian [26] menggunakan model transfer learning *EfficientNet B7* memperoleh akurasi yang lebih tinggi yaitu 100%. Jika dibandingkan dengan metode deteksi berbasis YOLOv5, akurasi penelitian ini juga jauh lebih tinggi. YOLOv5 yang banyak digunakan pada tugas deteksi objek hanya menghasilkan akurasi sebesar 73% dalam pendeteksian tingkat kematangan tomat [29]. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun YOLOv5 unggul pada kecepatan deteksi real-time dan kemampuan lokalisasi objek, performanya untuk klasifikasi tingkat

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

kematangan tomat masih lebih rendah dibandingkan pendekatan transfer learning dengan ResNet50 yang digunakan dalam penelitian ini.

4.3. *Implementasi Aplikasi Web*

Model ResNet50 yang telah dilatih berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit. Aplikasi ini dirancang agar pengguna dapat mengunggah citra tomat dan langsung memperoleh hasil klasifikasi berdasarkan tingkat kematangannya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan keluaran secara cepat dengan tingkat akurasi yang konsisten sesuai performa model selama pelatihan. Keunggulan lain dari aplikasi ini adalah akses langsung melalui browser tanpa instalasi tambahan, sehingga praktis digunakan oleh berbagai kalangan, termasuk mereka yang tidak memiliki keahlian teknis dalam bidang pemrograman maupun kecerdasan buatan.

4.3.1. *Tampilan Antarmuka*

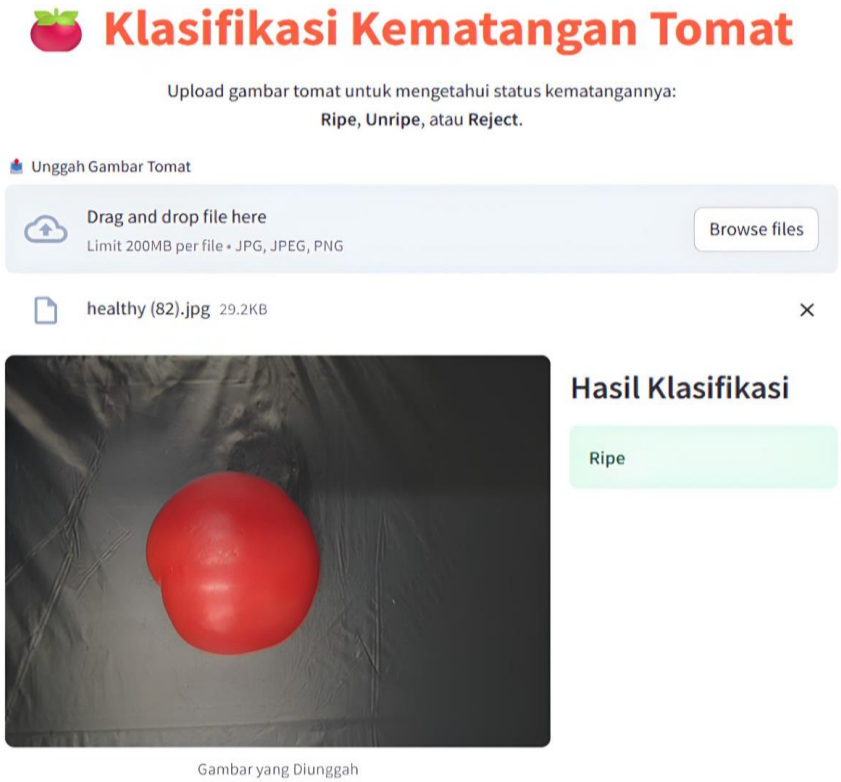
Aplikasi memiliki antarmuka sederhana yang memudahkan pengguna dalam melakukan klasifikasi citra tomat. Pada tampilan awal Gambar 8, aplikasi menampilkan halaman utama dengan menu untuk mengunggah file citra. Pengguna cukup memilih citra tomat dengan format *.jpg* atau *.png* untuk diproses. Desain halaman ini dibuat intuitif agar pengguna dapat memahami fungsi setiap elemen antarmuka tanpa memerlukan panduan khusus.



Gambar 8. Tampilan Pertama Website yang digunakan untuk unggal gambar tomaat

Setelah file dipilih, aplikasi menampilkan citra yang diunggah sekaligus hasil klasifikasi dalam bentuk label kelas, yaitu *ripe*, *unripe*, atau *reject*. Proses ini berjalan otomatis dan relatif cepat karena sistem melakukan pra-pemrosesan citra, seperti pengubahan ukuran dan normalisasi, agar sesuai dengan standar input model. Hasil prediksi kemudian ditampilkan langsung pada antarmuka sehingga pengguna dapat membandingkan citra asli dengan label klasifikasi yang dihasilkan. Selain memberikan informasi yang jelas mengenai tingkat kematangan, tampilan ini juga memudahkan pengguna dalam mengambil keputusan, misalnya untuk proses penyortiran atau pengemasan buah. Dengan demikian, aplikasi tidak hanya memberikan umpan balik instan, tetapi juga dapat dimanfaatkan secara praktis dalam mendukung aktivitas pascapanen. Contoh visualisasi hasil klasifikasi tersebut ditunjukkan pada Gambar 9.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531



Gambar 9. Aplikasi Web Streamlit yang menunjukkan hasil kematangan

Antarmuka pada Gambar 9 memperlihatkan kesederhanaan desain yang tetap informatif. Pengguna dapat melihat citra yang diunggah beserta hasil prediksi tanpa perlu melalui tahapan teknis yang rumit. Dengan tata letak yang bersih dan intuitif, aplikasi ini menyajikan hasil klasifikasi secara transparan dan mudah dipahami. Implementasi ini sekaligus membuktikan bahwa model ResNet50 dapat diterapkan secara praktis melalui platform web, sehingga berpotensi dikembangkan lebih lanjut untuk mendukung digitalisasi proses penyortiran hasil pertanian secara efisien.

4.3.2. *Analisis Kinerja Aplikasi*

Analisis kinerja dilakukan untuk memastikan aplikasi tidak hanya berfungsi dengan baik, tetapi juga stabil dan efisien dalam kondisi nyata. Pengujian ini mencakup pengamatan terhadap kemampuan sistem dalam menangani beban kerja yang bervariasi serta kestabilan respons terhadap permintaan pengguna. Selain itu, evaluasi juga dilakukan untuk menilai konsumsi sumber daya seperti memori dan waktu pemrosesan agar performa aplikasi dapat dioptimalkan. Beberapa aspek pengujian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Waktu Pemrosesan
   Pengukuran waktu dilakukan sejak citra diunggah hingga hasil klasifikasi ditampilkan. Berdasarkan uji coba terhadap 20 citra uji, waktu prediksi tercepat tercatat 3 detik, sedangkan yang terlama adalah 7 detik. Mayoritas citra dapat diproses dalam rentang 4-6 detik, dengan rata-rata waktu prediksi sekitar 5 detik. Hasil ini menunjukkan bahwa aplikasi mampu memproses citra dengan cepat, relatif stabil, dan memberikan keluaran yang konsisten pada berbagai kondisi pengujian.
2. Batas Ukuran File
   Aplikasi diuji dengan citra berukuran antara 1 KB hingga 5 MB. Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi dapat memproses citra dengan ukuran hingga 5 MB tanpa mengalami kendala berarti. Namun, pada ukuran file yang melebihi batas tersebut, waktu pemrosesan meningkat secara signifikan dibandingkan rata-rata, sehingga berpotensi menurunkan kinerja aplikasi. Meskipun demikian, aplikasi masih mampu menyelesaikan pemrosesan citra berukuran lebih dari 5 MB, tetapi dengan durasi yang lebih lama.
3. Platform Pengujian

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Pengujian aplikasi dilakukan pada perangkat dengan spesifikasi sistem operasi Windows 11 (64-bit), prosesor Intel(R) Core(TM) i5-8365U CPU @ 1.90 GHz, dan RAM sebesar 8 GB. Lingkungan pengembangan yang digunakan adalah Python 3.10 dengan dukungan *framework TensorFlow* 2.19.0 dan *Streamlit* 1.45.0. Spesifikasi perangkat ini memungkinkan eksekusi aplikasi tanpa hambatan ketika memproses citra dengan ukuran standar. Selain itu, konfigurasi tersebut mendukung penggunaan *model ResNet50* secara cepat sehingga hasil klasifikasi dapat ditampilkan dalam waktu nyata.

Hasil ini menunjukkan bahwa aplikasi berbasis streamlit tidak hanya berhasil mengintegrasikan model ResNet50 ke dalam sistem berbasis web, tetapi juga mampu memberikan kinerja yang praktis, responsif, dan konsisten. Dengan rata-rata waktu pemrosesan sekitar 5 detik serta dukungan akses langsung melalui website tanpa instalasi tambahan, aplikasi ini berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai prototipe sistem penyortiran buah tomat yang lebih efisien dan mudah diterapkan di lapangan. Pengguna dapat melihat hasil klasifikasi secara real-time, sehingga memungkinkan pemantauan langsung terhadap kualitas buah.

4.1. *Diskusi*

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan *transfer learning* dengan arsitektur ResNet50 berhasil mencapai akurasi rata-rata 98,08% pada klasifikasi tingkat kematangan buah tomat. Nilai ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali perbedaan visual antar kelas dengan presisi tinggi, terutama pada kategori *unripe* yang memperoleh *precision*, *recall*, dan *F1-score* sempurna. Capaian tersebut menegaskan efektivitas *fine-tuning* pada lapisan akhir dalam menyesuaikan bobot terhadap karakteristik visual dataset spesifik, sejalan dengan temuan [18] yang menunjukkan bahwa modifikasi *CNN transfer learning* meningkatkan performa pada data medis terbatas. Dengan demikian, hasil ini menjawab tujuan penelitian untuk menguji efektivitas ResNet50 dalam mendeteksi tingkat kematangan buah secara akurat dan efisien.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, performa model dalam penelitian ini mengungguli metode berbasis *hybrid CNN* dengan algoritma SVM, RF, dan KNN yang hanya mencapai akurasi 97,54% sebagaimana dilaporkan oleh [2]. Hasil ini juga mendekati performa optimal model *EfficientNet B7* yang mencapai 100% [26], meskipun dengan kompleksitas komputasi yang lebih tinggi. Selain itu, penelitian ini secara konsisten memperlihatkan stabilitas model pada lima kali percobaan dengan deviasi akurasi hanya 0,70%, memperkuat klaim [5] bahwa pemilihan *optimizer Adam* dapat meningkatkan stabilitas pelatihan model. Konsistensi tersebut juga menunjukkan keunggulan ResNet50 dibandingkan YOLOv5 yang hanya mencapai 73% akurasi dalam klasifikasi kematangan tomat [29], sehingga menegaskan bahwa *transfer learning* lebih unggul untuk klasifikasi citra berbasis warna dan tekstur.

Beberapa temuan anomali juga muncul, khususnya kesalahan kecil dalam klasifikasi antara kelas *ripe* dan *reject*. Hal ini dapat dijelaskan oleh kemiripan karakteristik visual pada tomat yang mengalami perubahan warna tidak merata atau cacat permukaan ringan, sebagaimana juga diamati oleh [14] dalam deteksi cacat baja menggunakan ResNet50. Kesalahan ini menunjukkan bahwa model masih perlu peningkatan pada area batas antar kelas dengan menambah variasi data atau melakukan augmentasi khusus untuk kondisi pencahayaan ekstrem. Namun demikian, hasil penelitian tetap menunjukkan bahwa ResNet50 mampu beradaptasi dengan baik terhadap dataset yang relatif terbatas, mendukung pendapat Salehi dan kolega [17] bahwa *transfer learning* mempercepat pelatihan sekaligus mempertahankan akurasi tinggi.

Dari sisi implikasi, hasil penelitian ini memberikan kontribusi baik secara teoritis maupun praktis. Secara teoritis, penelitian ini memperkuat pemahaman tentang efektivitas *fine-tuning* pada model *deep convolutional neural network* untuk klasifikasi berbasis warna dan tekstur dalam konteks agrikultura. Secara praktis, integrasi model ke dalam aplikasi web berbasis *Streamlit* memungkinkan proses klasifikasi yang cepat, mudah, dan efisien tanpa memerlukan perangkat keras khusus. Hal ini membuka peluang penerapan sistem serupa untuk penyortiran buah secara *real-time* di lapangan, seperti yang juga disarankan oleh Marzuki dan kolega [27]. Meski demikian, keterbatasan utama penelitian ini terletak pada penggunaan dataset dari sumber tunggal (*Kaggle*), sehingga pengujian dengan dataset lapangan yang lebih beragam masih diperlukan untuk meningkatkan generalisasi model.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. *Kesimpulan*

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Penelitian ini berhasil merancang sistem klasifikasi kematangan buah tomat menggunakan pendekatan *transfer learning* berbasis arsitektur *ResNet50* dengan dataset berjumlah 2400 citra yang terbagi dalam tiga kelas (*ripe, unripe,* dan *reject*). Melalui teknik *fine-tuning* pada lapisan akhir, model mampu mencapai akurasi validasi rata-rata 98,08% dengan performa klasifikasi yang konsisten tinggi. Model kemudian diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Streamlit*, yang dapat memproses citra dengan rata-rata waktu sekitar 5 detik sehingga praktis digunakan untuk membantu penyortiran hasil panen. Meskipun hasil penelitian menunjukkan kinerja yang baik, keterbatasan masih terdapat pada penggunaan dataset yang seluruhnya berasal dari Kaggle sehingga belum mencerminkan variasi kondisi nyata, sehingga pengujian lebih lanjut dengan dataset eksternal diperlukan untuk memperkuat validasi dan meningkatkan generalisasi model.

5.2. *Saran*

Berdasarkan hasil dan keterbatasan penelitian, terdapat beberapa arah pengembangan yang dapat dilakukan. Pertama, sistem klasifikasi dapat ditingkatkan menuju pemrosesan *real-time* dengan memanfaatkan input langsung dari kamera, sehingga memungkinkan penerapan pada proses sortasi otomatis di lapangan secara lebih efisien. Kedua, eksplorasi arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* lain, seperti *EfficientNet, MobileNet,* atau *DenseNet*, dapat dilakukan untuk dibandingkan dengan *ResNet50* dalam hal akurasi, efisiensi pelatihan, dan kompleksitas komputasi. Ketiga, aplikasi berbasis web dapat disempurnakan dengan penambahan fitur tambahan, seperti riwayat klasifikasi, penyimpanan hasil prediksi, dan pembuatan laporan otomatis guna meningkatkan fungsi serta kenyamanan penggunaan. Keempat, diperlukan uji coba langsung di lapangan, khususnya pada proses sortasi hasil panen, untuk mengevaluasi kinerja model dalam kondisi operasional nyata sekaligus menilai aspek kepraktisan, efisiensi, dan keandalan sistem.

DAFTAR PUSTAKA

[1] D. M. Gatahi, "Challenges and Opportunities in Tomato Production Chain and Sustainable Standards," *International Journal of Horticultural Science and Technology*, vol. 7, no. 3, pp. 235–262, Sep. 2020. doi: 10.22059/ijhst.2020.300818.361.

[2] H. S. Mputu, A. Abdel-Mawgood, A. Shimada, and M. S. Sayed, "Tomato Quality Classification Based on Transfer Learning Feature Extraction and Machine Learning Algorithm Classifiers," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 8283–8295, Jan. 2024, doi: 10.1109/access.2024.3352745.

[3] M. B. S. I. W. Moh. Fajar, "Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Menggunakan Fitur RGB dan HSI Berbasis Backpropagation," *Jurnal Aplikasi Teknik dan Informatika (JATIM)*, vol. 4, no. 1, pp. 84-95, Apr. 2023. doi: https://doi.org/10.31102/jatim.v4i1.2177.

[4] Y. P. Mubarok, T. A. Zurairah, and S. Maryana, "Deteksi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Nilai RGB (Detection of Tomato Ripeness Based on RGB Values)," *Jurnal Budidarma Komputer dan Informatika (JUBIKOM)*, vol. 3, no. 1, pp. 1-6, Feb. 2023. doi: 10.33751/jubikom.v3i1.9324.

[5] M. A. K. Putri and A. F. Rozi, "Implementasi Convolutional Neural Network dalam Menentukan Tingkat Kematangan Mentimun dan Tomat Berdasarkan Warna Kulit," *Jurnal Teknik Informatika (JATI)*, vol. 8, no. 5, pp. 10388-10394, Oct. 2024. doi: https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.11076.

[6] T. Kim, D. H. Lee, K. C. Kim, T. Choi, and J. M. Yu, "Tomato Maturity Estimation Using Deep Neural Network," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 1, p. 412, Dec. 2022, doi: 10.3390/app13010412.

[7] N. Nafi'iyah and A. Yuniarti, "A Convolutional Neural Network for Skin Cancer Classification," *International Journal of Informatics and Communication Technology (IJ-ICT)*, vol. 11, p. 76, Apr. 2022, doi: 10.11591/ijict.v11i1.pp76-84.

[8] P. Das, J. K. P. S. Yadav, and L. Singh, "Deep Learning-Based Tomato's Ripe and Unripe Classification System," *International Journal of Software Innovation*, vol. 10, no. 1, pp. 1-20, 2022, doi: 10.4018/ijsi.292023.

[9] F. Syaila, P. Azzahra, and C. Printo, "Tinjauan Literatur Sistematis: Analisis Implementasi Kecerdasan Buatan untuk Verifikasi Dokumen," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 4, no. 3, pp. 417–430, Aug. 2025, doi: 10.51903/kjjwk708.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[10] R. Raj and A. Kos, "An Extensive Study of Convolutional Neural Networks: Applications in Computer Vision for Improved Robotics Perceptions," *Sensors*, vol. 25, no. 4, p. 1033, Feb. 2025, doi: 10.3390/s25041033.

[11] A. F. Nurjannah, A. S. D. Kurniasari, Z. Sari, and Y. Azhar, "Pneumonia Image Classification Using CNN with Max Pooling and Average Pooling," *Jurnal RESTI*, vol. 6, no. 2, pp. 330–338, Apr. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i2.4001.

[12] Amelia Salsabisa Hakim, Putri Jihan Mustaqim, and Atha Naufal, "Peran Pendidikan Digital dalam Melindungi Privasi Pengguna dan Mencegah Dampak Sosial," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 4, no. 2, pp. 162–174, May 2025, doi: 10.51903/k9cvkc90.

[13] N. D. Miranda, L. Novamizanti, and S. Rizal, "Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan ResNet-50," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 1, no. 2, pp. 61–68, Dec. 2020, doi: 10.20884/1.jutif.2020.1.2.18.

[14] L. Zhang, Y. Bian, P. Jiang, and F. Zhang, "A Transfer Residual Neural Network Based on ResNet-50 for Detection of Steel Surface Defects," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 9, p. 5260, May 2023, doi: 10.3390/app13095260.

[15] M. B. Hossain, S. M. H. S. Iqbal, M. M. Islam, M. N. Akhtar, and I. H. Sarker, "Transfer Learning with Fine-Tuned Deep CNN ResNet50 Model for Classifying COVID-19 from Chest X-Ray Images," *Inform Med Unlocked*, vol. 30, p. 100916, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.imu.2022.100916.

[16] A. S. Putra and T. Kristiana, "Analisa Desain UI/UX Website E-Learning MTSN 33 Jakarta Menggunakan Metode User Centered Design," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 4, no. 3, pp. 590–606, Oct. 2025, doi: 10.51903/32j40x26.

[17] A. W. Salehi *et al.*, "A Study of CNN and Transfer Learning in Medical Imaging: Advantages, Challenges, Future Scope," *Sustainability*, vol. 15, no. 7, p. 5930, Apr. 2023, doi: 10.3390/su15075930.

[18] R. Wardhani and N. Nafi'iyah, "Modification CNN Transfer Learning for Classification MRI Brain Tumor," *Telematika*, vol. 16, no. 2, pp. 103–112, Aug. 2023, doi: 10.35671/telematika.v16i2.2272.

[19] J. A. Raj, L. Qian, and Z. Ibrahim, "Fine-tuning -- a Transfer Learning approach," Nov. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2411.03941.

[20] V. Taormina, D. Cascio, L. Abbene, and G. Raso, "Performance of Fine-Tuning Convolutional Neural Networks for HEP-2 Image Classification," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 19, pp. 1–20, Oct. 2020, doi: 10.3390/app10196940.

[21] B. K. Triwijoyo, A. Adil, and A. Anggrawan, "Convolutional Neural Network with Batch Normalization for Classification of Emotional Expressions Based on Facial Images," *Matrik : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 1, pp. 197–204, Nov. 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1526.

[22] I. G. T. Suryawan and I. P. A. E. D. Udayana, "Optimasi Convolutional Neural Network untuk Deteksi COVID-19 pada X-Ray Thorax Berbasis Dropout," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 9, no. 5, pp. 551-558, May 2022. doi: 10.25126/jtiik.202295143.

[23] R. Ramya and P. Kumar, "High-Performance Deep Transfer Learning Model with Batch Normalization Based on Multiscale Feature Fusion for Tomato Plant Disease Identification and Categorization," *Environ Res Commun*, vol. 5, no. 12, p. 125015, Dec. 2023, doi: 10.1088/2515-7620/ace594.

[24] I. A. Dewi and M. A. N. E. Salawangi, "High Performance of Optimizers in Deep Learning for Cloth Patterns Detection," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 12, no. 3, pp. 1407–1418, Sep. 2023, doi: 10.11591/ijai.v12.i3.pp1407-1418.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[25] E. Hassan, M. Y. Shams, N. A. Hikal, and S. Elmougy, "The Effect of Choosing Optimizer Algorithms to Improve Computer Vision Tasks: A Comparative Study," *Multimed Tools Appl*, vol. 82, no. 11, pp. 16591–16633, May 2023, doi: 10.1007/s11042-022-13820-0.

[26] Y. Mardianto, T. Dewi, and P. Risma, "Analisis Klasifikasi Kematangan Buah Tomat dengan Pendekatan Transfer Learning Model EfficientNet," *Jurnal Techno Bahari*, vol. 11, no. 1, pp. 20-25, Mar. 2024, doi: https://doi.org/10.52234/tb.v11i1.306.

[27] K. Marzuki, Apriani, and Q. Mudawil, "Coffee Roaster Maturity Level Classification Based on Convolutional Neural Network," *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, vol. 12, no. 1, pp. 46–54, 2025, doi: 10.18280/mmep.120106.

[28] Z. Al-Mashhadani and B. Chandrasekaran, "ROS-Based Robotic System for Tomato Disease and Ripeness Classification using Convolutional Neural Networks," in *2021 IEEE 12th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference, IEMCON 2021*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 420–427. doi: 10.1109/iemcon53756.2021.9623183.

[29] S. Aras, P. Tanra, and M. Bazhar, "Deteksi Tingkat Kematangan Buah Tomat Menggunakan YOLOv5," *Malcom: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 623–628, Apr. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1270.