

# Penerapan Teknik Masking dan Augmentasi pada Arsitektur CNN dan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tomat

Muhammad Irvai\*<sup>1</sup>, Desi Mahdalena<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Prodi Informatika Universitas Bina Insan, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan

<sup>2</sup>Prodi Teknik Informatika, Universitas Dehasen, Bengkulu

e-mail: \*<sup>1</sup>irvaimuhammad9@gmail.com, <sup>2</sup>desimahdalena08@unived.ac.id

## Abstrak

Tanaman tomat mengalami beberapa fase pertumbuhan yang menentukan kualitas dan hasil panen. Pengenalan fase-fase secara visual sangat penting untuk membantu petani mengambil keputusan budidaya yang tepat waktu. Penelitian ini membandingkan 2 (dua) metode *deep learning* yakni CNN konvensional dan *MobileNetV2* berbasis *Transfer Learning* dalam klasifikasi dua tahap pertemuan tomat dari citra RGB. Sebelum menggunakan citra, citra dilakukan teknik *masking sederhana* berbasis *threshold* untuk menonjolkan objek utama tanaman dan meminimalkan *background* citra. Selanjutnya dilakukan augmentasi lanjutan guna menambah variasi data pelatihan. Data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN menghasilkan akurasi 91,01 %, sedangkan *MobileNetV2* memberikan akurasi lebih tinggi sebesar 93,26 %. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan *transfer learning* mampu melakukan generalisasi pada dataset yang terbatas. Secara keseluruhan integrasi *masking* dan augmentasi terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi dalam klasifikasi fase pertumbuhan tanaman tomat. Dalam hal ini berpotensi diterapkannya sistem monitoring tanaman berbasis citra untuk membantu pengambilan keputusan dalam pertanian digital.

**Kata kunci**—*Deep Learning, Masking Citra, Augmentasi, Klasifikasi Tanaman Tomat, Transfer Learning*

## Abstract

Tomato plants experience several growth phases that determine the quality and yield. Visual recognition of the phases is essential to help farmers make timely cultivation decisions. This study compares 2 (two) deep learning methods, namely conventional CNN and Transfer Learning-based MobileNetV2 in the two-stage classification of tomato encounters from RGB images. Before using the image, the image was subjected to a simple masking technique based on a threshold to highlight the main object of the plant and minimize the background image. Further augmentation was carried out to increase the variety of training data. The data was divided into training data and test data with a ratio of 80:20. The test results showed that the CNN model produced an accuracy of 91.01%, while MobileNetV2 provided a higher accuracy of 93.26%. These results indicate that the transfer learning approach is able to generalize on a limited dataset. Overall, the integration of masking and augmentation has proven effective in increasing the accuracy of tomato plant growth phase classification. This has the potential to be applied to image-based plant monitoring systems to assist decision-making in digital agriculture.

**Keywords**—*Deep Learning, Image Masking, Augmentation, Tomato Plant Classification, Transfer Learning*

## 1. PENDAHULUAN

Tanaman tomat merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki beberapa fase pertumbuhan, dimulai dari pertumbuhan vegetatif hingga pertumbuhan generatif. Setiap fase pertumbuhan memiliki ciri visual masing-masing dan tentunya menentukan dalam melakukan tindakan budidaya yang akan dilakukan, seperti pemupukan, penyiraman dan waktu unduh atau panen. Mengidentifikasi fase pertumbuhan tanaman tomat dengan tepat

menjadi salah satu faktor penting dalam konteks pertanian. Namun, dalam mengidentifikasi hal tersebut yang dilakukan secara manual tentunya kurang efektif, terutama untuk lahan yang luas dan padat tanaman. Dikembangkan teknologi berbasis citra digital dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) khususnya *deep learning* membuka peluang baru dalam melakukan otomasi dalam klasifikasi visual fase pertumbuhan tanaman tomat. [1]

Dalam hal lain, tentunya terdapat permasalahan teknik dalam melakukan implementasi sistem klasifikasi berbasis citra digital. Salah satu permasalahannya adalah terdapat latar belakang yang kerap ada dalam citra di lapangan seperti rumput, tanah atau bayangan. Oleh karena itu, tentunya dapat mengganggu fokus model untuk mengenali fitur tanaman yang relevan. [2] Permasalahan lainnya, terkendala jumlah dataset yang terbatas dalam merepresentasi berbagai fase pertumbuhan tanaman tomat yang tentunya memunculkan *overfitting* pada saat model dilatih. Permasalahan yang lain tentunya dengan adanya keterbatasan daya komputasi di lapangan yang menuntut penggunaan model yang ringan dan efisien, namun tetap akurat. [3][4]

Berbagai penelitian sebelumnya terkait tanaman tomat namun banyak mengeksplorasi klasifikasi kematangan buah tomat dengan menggunakan teknik pengolahan citra dan pembelajaran *deep learning*. Penelitian terkait klasifikasi kematangan buah tomat, dengan pemanfaatan *image mining* dengan *neural network (backprogration)* untuk klasifikasi kematangan buah tomat yang dibagi kedalam 3 (tiga) kategori yakni belum matang, setengah matang dan matang. Penelitian tersebut melaporkan bahwa tingkat akurasi sebesar 96,67 % pada data pelatihan dan 90 % pada pengujian dengan melakukan ekstraksi nilai RGB sederhana [5]. Penelitian selanjutnya terkait penggunaan segmentasi HSV dan SVM dalam memisahkan tingkat kematangan tomat dengan kategori belum matang, setengah matang dan matang dan mencapai akurasi 100% pada dataset kecil berjumlah 240 gambar [6][7]. Penelitian lainnya, relevan dengan klasifikasi kematangan buah tomat dengan penerapan fitur warna RGB dan HIS berbasis *backprogration* menghasilkan akurasi mencapai 97,29%. [2]

Dalam penelitian lainnya terkait kematangan buah tomat menggunakan CNN pada citra citra digital menunjukkan potensi CNN. Dalam penelitian ini, kekurangan data latih tidak menunjukkan hasil yang buruk. Penelitian ini membuktikan bahwa model CNN sederhana mampu mengenali tingkat kematangan buah secara baik

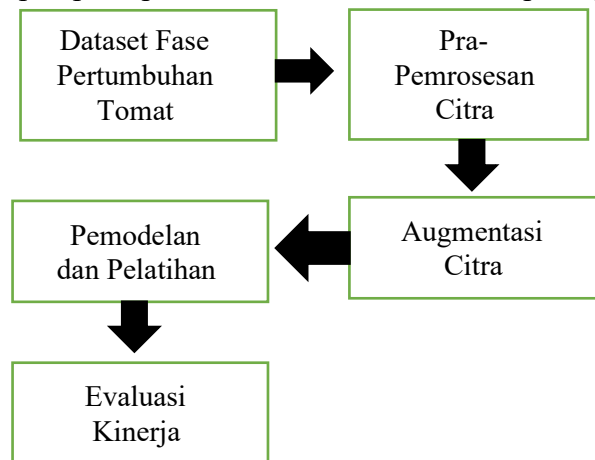
Dilihat dari banyaknya penelitian atau fokus penelitian yang sering tertuju kepada klasifikasi kematangan atau penyakit pada buah bukan dari fase pertumbuhan tanaman secara keseluruhan. Dalam penelitian yang peneliti ambil, dilakukan penggabungan teknik *masking* berbasis *threshold* dan augmentasi lanjutan untuk 2 (dua) fase pertumbuhan tanaman tomat yakni fase vegetatif dan fase generatif yang belum banyak diteliti. Beberapa penelitian umumnya masih menggunakan metode tradisional seperti *backprogration* atau SVM dengan dataset yang relatif kecil dan segmentasi sederhana seperti HSV. Belum ada penelitian yang memadukan algoritma CNN atau *Mobile-friendly transfer learning (MobileNetV2)* dipadukan dengan *masking* sederhana ditambah augmentasi lanjutan dengan dataset yang terbatas. [4][8]

Dengan latar belakang ini, penelitian ini melakukan penerapan teknik *masking threshold* untuk menonjolkan objek tanaman tomat, yang selanjutnya memperkaya dataset melalui augmentasi lanjutan. Metode penelitian ini kombinasi dua arsitektur *deep learning* yakni CNN konvensional dan *MobileNetV2* berbasis *transfer learning*. Pengelolaan citra dari pengelolaan dataset sampai dengan evaluasi, peneliti menggunakan aplikasi python. Dataset yang digunakan adalah dataset dua fase pertumbuhan tanaman tomat. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi mencapai 91,01 untuk CNN dan 93,26 untuk *MobileNetV2*. Dalam kasus ini menunjukkan bahwa pendekatan gabungan *preprocessing* citra sederhana dengan *transfer learning* berhasil meningkatkan kinerja dalam klasifikasi pertumbuhan tanaman tomat, sekaligus menyajikan metode yang ringan dan aplikatif.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan pada penelitian kali ini bisa dilihat pada gambar 1 berikut:



Gambar 1 Tahapan Penelitian

### 2.2 Dataset

Pada tahapan dataset atau pengumpulan data citra tanaman tomat dari berbagai fase pertumbuhan tanaman tomat yakni dataset fase pertumbuhan vegetatif dan fase pertumbuhan generatif. Sumber data citra fase pertumbuhan tanaman tomat bersumber dari dataset publik yakni data web *kaggle* dan dalam melakukan pelabelan data dilakukan pelabelan manual.

### 2.3 Pra-Pemrosesan Citra

Pada tahapan pra-pemrosesan citra dalam penelitian ini menggunakan beberapa teknik yakni:

- Teknik *masking* berbasis *threshold*, teknik ini difungsikan untuk menghapus latar belakang pada gambar dan menonjolkan objek utama yakni fase pertumbuhan tanaman tomat.
- Teknik Konversi citra ke format yang seragam terkait resolusi dan warna
- Teknik normalisasi piksel gambar dan *resizing* untuk kompatibilitas dengan arsitektur CNN dan *MobileNetV2*

### 2.4 Augmentasi Citra

Pada tahapan augmentasi citra lanjutan, disini penerapannya dalam memperkaya variasi data seperti rotasi, translasi, *zoom in ou*, *flipping horizontal/vertical*, dan penyesuaian *brightness* atau kontas gambar. Pada tahapan ini berfungsi untuk meningkatkan generalisasi model dan mengurangi *overfitting* pada data citra.

### 2.5 Pemodelan dan Pelatihan

Pada tahapan pemodelan dan pelatihan, penelitian ini mengambil 2 (dua) model yakni model CNN konvensional (desain arsitektur CNN untuk klasifikasi 2 kelas) dan model *MobileNetV2* (*Transfer Learning*) menggunakan *pre-trained MobileNetV2* dan *fine-tuning* pada dataset tomat. Selanjutnya membagi data dengan 80 % data latih dan 20 % data uji atau *k-fold cross validation*.

### 2.6 Evaluasi Kinerja

Pada tahapan evaluasi kinerja ini, difungsikan untuk mengukur tingkat akurasi, presisi, recall dan F1-score untuk kedua model. Pada tahapan ini juga membandingkan hasil dari

model CNN dan *MobileNetV2* serta menggunakan analisis *confusion matrix* untuk mengidentifikasi klasifikasi yang keliru.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Dataset

Pengambilan data pada penelitian ini menggunakan data publik yakni data dari web *kaggle*. Dataset fase pertumbuhan tanaman tomat terbagi menjadi 2 fase atau 2 kelas yakni fase vegetatif (stage 1) dan fase generatif (stage 2). Jumlah dataset pada stage 1 berjumlah 229 dan stage 2 berjumlah 212. Jumlah dataset per kelas bisa dilihat pada gambar 1 dan sampel data stage 1 dan stage 2 dapat dilihat pada gambar 2 berikut:



Gambar 1 Jumlah Dataset Per kelas



Gambar 2 Citra Fase Pertumbuhan Tanaman Tomat 1 dan 2

#### 3.2 Pra-Pemrosesan Citra

Pada tahapan pra pemrosesan citra disini menerapkan teknik *masking* berbasis *threshold* dengan menggunakan ruang warna HSV dengan isolasi objek utama yakni tanaman tomat. Pada tahap ini, merupakan proses untuk menghilangkan latar belakang yang tidak masuk ke objek yakni bayangan, tanaman atau objek lainnya. Pada proses ini tentunya dapat meningkatkan model terhadap fitur penting seperti daun dan buah yang menjadi penanda visual utama untuk membandingkan setiap fase pertumbuhan tanaman tomat. Selanjutnya,

citra dirubah ukurannya menjadi dimensi yang sama untuk menyesuaikan dengan arsitektur input model yang digunakan. Pada proses ini juga penting dipastikan dalam kestabilan dan efisiensi pelatihan model untuk lanjut ke tahap selanjutnya. Teknik *masking* citra pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3 berikut:



Gambar 3 Teknik Masking Citra

### 3.3 Augmentasi Citra

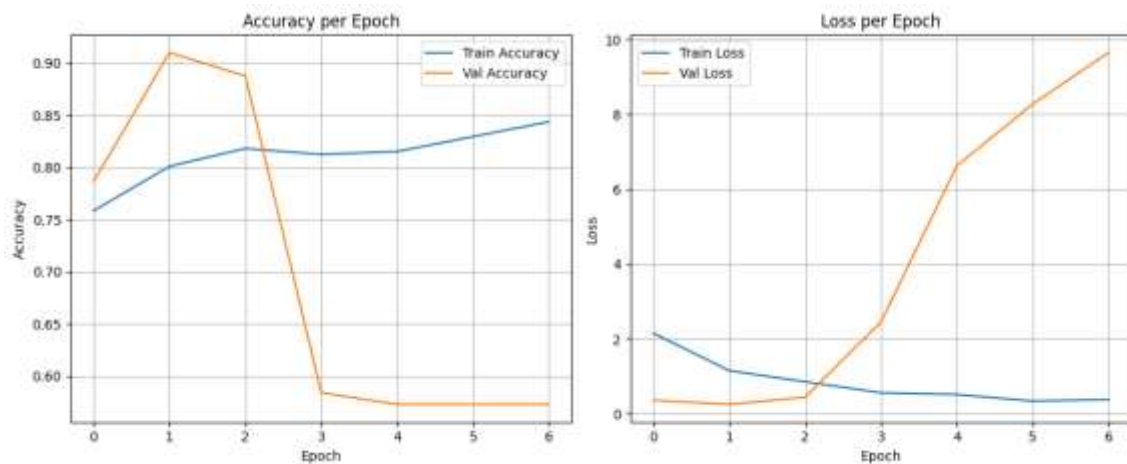
Pada tahapan augmentasi citra ini, berfungsi untuk mengatasi keterbatasan data atau dataset yang kecil dan meningkatkan kemampuan dalam melakukan generalisasi model. Augmentasi citra disini dilakukan rotasi, *flipping horizontal* dan vertikal, *zooming*, *shifting*, dan *shear*. Teknik Augmentasi ini dapat membantu memperkaya variasi visual dari dataset yang ada tanpa menambahkan citra baru sehingga model dapat belajar dari berbagai sudut pandang dan dalam kondisi pencahayaan tanaman. Pada tahapan ini, resiko *overfitting* data dapat dikurangi dan model terhadap variasi yang nyata di lapangan menjadi lebih baik. Tahapan augmentasi citra tanaman tomat dapat dilihat pada gambar 4 berikut:



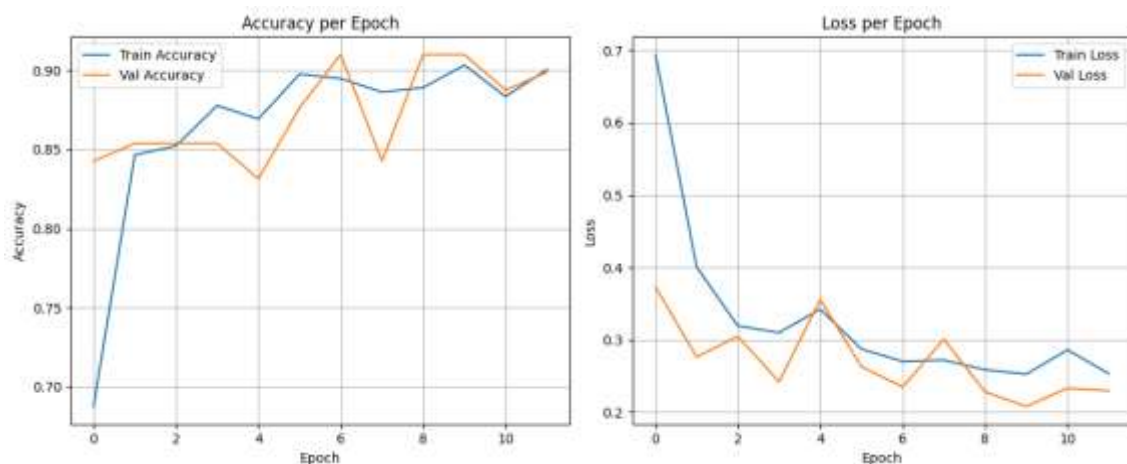
Gambar 4 Teknik Augmentasi Citra

### 3.4 Pemodelan dan Pelatihan

Pada tahapan pemodelan dan pelatihan disini terdapat 2 (dua) pendekatan yang digunakan yakni model CNN konvensional dan MobileNetV2 berbasis *transfer learning*. Model CNN disini dibangun dari awal dengan beberapa lapisan konvolusi, *polling*, dan *dropout*. Model MobileNetV2 disini memanfaatkan bobot *pre-trained* dari *ImageNet* untuk peningkatan efisiensi dan akurasi dengan jumlah dataset tanaman tomat yang terbatas. Model MobileNetV2 disini menunjukkan waktu pelatihan yang singkat dan stabilitas yang baik dibandingkan model CNN selama proses pelatihan. Kedua model dalam penelitian ini dilatih dengan algoritma optimisasi Adam dan *loss function sparse categorical crossentropy* dengan pemantauan kinerja melalui *call back* seperti *early stopping* dan *learning rate reduction*. Hasil dari pemodelan dan pelatihan untuk akurasi dan loss model CNN dapat dilihat pada gambar 5, sedangkan untuk hasil akurasi dan loss model MobileNetV2 dapat dilihat pada gambar 6 berikut:



Gambar 5 Akurasi dan Loss Per Epoch Model CNN



Gambar 6 Akurasi dan Loss Per Epoch Model MobileNetV2

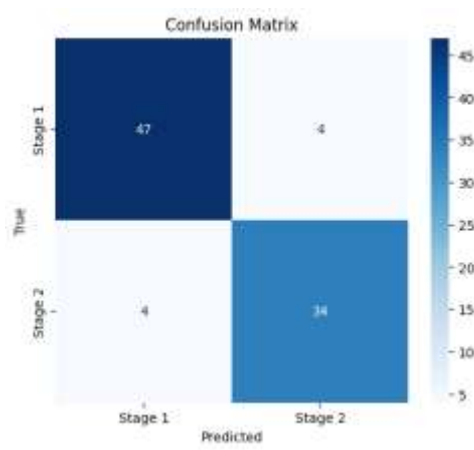
### 3.5 Evaluasi

Pada tahapan evaluasi ini menggunakan matrik akurasi, presisi, recall dan F1-Score pada data uji. Pada hasil pengolahan data citra yang telah dilakukan hasilnya menunjukkan bahwa model MobileNetV2 lebih baik dari model CNN Konvensional. Tingkat Akurasi model MobileNetV2 pada tanaman tomat mencapai 93,26 % dan akurasi model CNN Konvensional pada tanaman tomat mencapai 91,01 %. Pada model MobileNetV2, tercatat skor presisi dan recall yang lebih seimbang yang menunjukkan bahwa kemampuan klasifikasi lebih stabil antara kedua kelas pada fase pertumbuhan tanaman tomat. Dapat disimpulkan bahwa *transfer learning* dengan MobileNetV2 mampu memberikan generalisasi yang lebih baik dalam kondisi dataset terbatas, dan pendekatan ini sangat cocok untuk implementasi pada sistem monitoring pertanian berbasis citra digital.

Berikut hasil dari akurasi model CNN dan MobileNetV2 serta *confusion matrix* pada kedua model dapat dilihat pada gambar berikut:

Test Accuracy: 91.01%				
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Stage 1	0.92	0.92	0.92	51
Stage 2	0.89	0.89	0.89	38
accuracy			0.91	89
macro avg	0.91	0.91	0.91	89
weighted avg	0.91	0.91	0.91	89



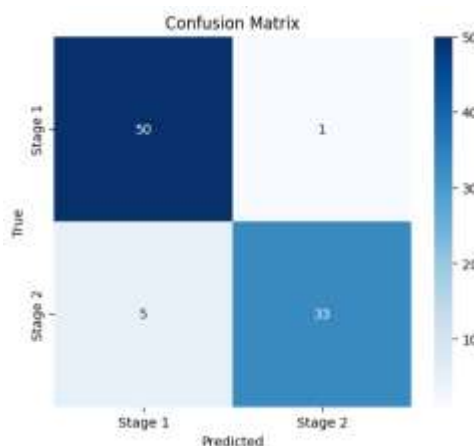


Gambar 7 Confusion Matrix Tanaman Tomat Model CNN

Test Accuracy (Transfer Learning): 93.26%

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Stage 1	0.91	0.98	0.94	51
Stage 2	0.97	0.87	0.92	38
accuracy			0.93	89
macro avg	0.94	0.92	0.93	89
weighted avg	0.94	0.93	0.93	89



Gambar 8 Confusion Matrix Tanaman Tomat Model MobileNetV2

#### 4. KESIMPULAN

Dapat disimpulkan, penelitian ini menunjukkan bahwa klasifikasi citra pada fase pertumbuhan tanaman tomat dapat meningkat secara signifikan melalui integrasi teknik pra pemrosesan citra (teknik *masking*), augmentasi data lanjutan dan penggunaan arsitektur *deep learning* yang efisien. Permasalahan dalam mengidentifikasi manual tentunya tidak efektif dan tantantang teknis lainnya seperti gangguan *background* diluar objek utama atau latar belakang serta keterbatasan *dataset* yang berhasil diatasi dengan diterapkannya teknik *masking threshold* dan augmentasi lanjutan. Kedua model yang digunakan dalam penelitian ini adalah CNN konvensional dan MobileNetV2 berbasis *transfer learning* untuk membandingkan klasifikasi dua fase pertumbuhan tomat. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MobileNetV2 memberikan performa lebih baik dengan akurasi 93,26 % dibandingkan dengan model CNN dengan akurasi 91,01 %. Pada penelitian ini memberikan gambaran bahwa kombinasi metode pengolahan citra sederhana dengan arsitektur berbasis *transfer learning* tidak hanya efektif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi tetapi layak diterapkan

dalam sistem monitoring pertanian presisi berbasis citra digital yang efektif, efisien dan akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Nurdin, D. Satria, Y. Kartika, A. Rezha, and E. Najaf, “Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Dengan Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Inception-V3,” no. 1, pp. 1-6, 2024.
- [2] P. Palupiningsih, A. R. Sujiwanto, and R. R. B. P. Prawirodirjo, “Analisis Perbandingan Performa Model Klasifikasi Kesehatan Daun Tomat menggunakan arsitektur VGG, MobileNet, dan Inception V3,” *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 98-110, 2023, doi: 10.29244/jika.10.1.98-110.
- [3] M. Wahyuni, “Klasifikasi Penyakit Daun Tomat dengan Perbandingan Fungsi Aktivasi Multi Layer Perceptron,” vol. 13, pp. 1988-1998, 2024.
- [4] F. Sains and U. T. Yogyakarta, “SISTEM PREDIKSI TINGKAT KEMATANGAN BUAH TOMAT MENGGUAKAN ARSITEKTUR VGG16,” vol. 5, no. 3, pp. 401-414, 2024, doi: 10.46576/djtechno.
- [5] N. Arifin, C. N. Insani, and M. R. Rasyid, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat menggunakan Computer Vision untuk Smart Agriculture,” *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 22, no. 2, p. 509, 2023, doi: 10.53513/jis.v22i2.8387.
- [6] N. Sahrin and F. Firdaus, “Pemanfaatan Image Mining Untuk Klasifikasi dan Prediksi Kematangan Tomat Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation,” *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, p. 125, 2020, doi: 10.30872/jurti.v4i2.5066.
- [7] M. Fajar, M. B. Sulthan, and I. Wahyudi, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Menggunakan Fitur Rgb Dan Hsi Berbasis Backpropagation,” *J. Apl. Teknol. Inf. dan Manaj.*, vol. 4, no. 1, pp. 84-95, 2023, doi: 10.31102/jatim.v4i1.2177.
- [8] K. Saputra Nurbidin<sup>a</sup> and I. Ketut Gede Suhartana<sup>a</sup>, “Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Menggunakan Convolution Neural Network (Cnn),” *Jnatia*, vol. 1, no. 1, pp. 747-750, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/igedeindraaryasa/dataset-gambar>.