

Analisis Kinerja CNN Arsitektur MobileNetV2 untuk Klasifikasi Jenis Buah Jeruk

^{1*}Deys Aishara Angelina, ²Umi Mahdiyah, ³Wahyu Cahyo Utomo

¹²³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹deysangeli@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com, ³wahyu.utomo@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Deys Aishara Angelina

Abstrak—Buah jeruk merupakan komoditas hortikultura yang memiliki berbagai jenis dengan karakteristik visual yang relatif mirip sehingga proses identifikasi secara manual sering menimbulkan kesalahan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja arsitektur MobileNetV2 dalam melakukan klasifikasi jenis buah jeruk menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan terdiri dari 892 citra yang terbagi ke dalam delapan kelas, yaitu jeruk nipis, jeruk iris, jeruk keprok, jeruk kunci, jeruk limau, jeruk mandarin, jeruk purut, dan jeruk siem. Data dibagi menggunakan rasio 80% data pelatihan, 10% data validasi, dan 10% data pengujian. Model MobileNetV2 memanfaatkan bobot awal ImageNet serta menerapkan teknik transfer learning dan fine-tuning. Hasil pengujian menunjukkan model memperoleh akurasi sebesar **93,10%**, dengan nilai precision, recall, dan F1-score model masing-masing sebesar **94%**, **93%**, dan **93%**. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan berbagai jenis buah jeruk dengan performa yang baik dan dapat digunakan sebagai alternatif dalam sistem identifikasi buah berbasis citra digital.

Kata Kunci—CNN, klasifikasi citra, MobileNetV2, transfer learning, buah jeruk

Abstract— Citrus fruits are horticultural commodities that consist of various types with relatively similar visual characteristics, making manual identification prone to errors. This study aims to analyze the performance of the MobileNetV2 architecture in classifying citrus fruit types using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The dataset consisted of 892 images divided into eight classes, namely lime, iris orange, tangerine, key lime, limau, mandarin orange, kaffir lime, and siem orange. The dataset was split into 80% training data, 10% validation data, and 10% testing data. The MobileNetV2 model utilized ImageNet pretrained weights and applied transfer learning and fine-tuning techniques. The experimental results showed that the model achieved an accuracy of 93.10%, with precision, recall, and F1-score values of 94%, 93%, and 93%, respectively. The results indicate that MobileNetV2 is capable of classifying various citrus fruit types effectively and can be used as an alternative approach for image-based fruit identification systems.

Keywords— CNN, citrus fruit, image classification, MobileNetV2, transfer learning

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Buah jeruk merupakan salah satu komoditas hortikultura yang banyak dibudidayakan dan dikonsumsi masyarakat karena memiliki kandungan vitamin, mineral, serta antioksidan yang bermanfaat bagi kesehatan. Indonesia memiliki berbagai jenis jeruk seperti jeruk nipis, jeruk keprok, jeruk mandarin, jeruk kunci, jeruk limau, jeruk purut, jeruk iris, dan jeruk siem yang memiliki karakteristik visual yang relatif mirip. Kemiripan bentuk, ukuran, tekstur, dan warna kulit buah sering menyebabkan kesulitan dalam proses identifikasi jenis jeruk secara manual,

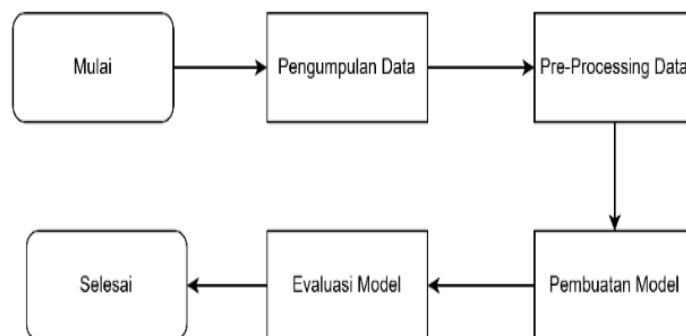
terutama ketika dilakukan dalam jumlah besar. Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan telah memungkinkan proses identifikasi objek dilakukan secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa metode berbasis *deep learning* mampu mengenali karakteristik visual buah secara efektif dan menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada berbagai jenis buah maupun tanaman [1] [2].

Salah satu metode yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode ini memiliki kemampuan untuk melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari citra digital tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. CNN telah diterapkan pada berbagai penelitian klasifikasi buah, seperti klasifikasi buah zaitun yang memperoleh akurasi sebesar 92% [3], klasifikasi tingkat kematangan, kualitas, dan jenis buah pisang yang memperoleh akurasi sebesar 98,7% [4], serta klasifikasi berbagai jenis buah menggunakan MobileNetV2 yang memperoleh akurasi sebesar 97% [5]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode berbasis jaringan saraf mampu mengenali karakteristik visual buah dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Selain CNN, metode berbasis jaringan saraf juga telah diterapkan pada klasifikasi buah. Penelitian mengenai klasifikasi tingkat kematangan, kualitas, dan jenis buah pisang menggunakan Artificial Neural Network menunjukkan bahwa metode berbasis jaringan saraf mampu mengenali karakteristik visual buah dengan tingkat akurasi yang tinggi [6]. Penelitian mengenai klasifikasi buah jeruk juga telah dilakukan sebelumnya. Identifikasi jeruk nipis dan jeruk mandarin menggunakan Convolutional Neural Network menunjukkan bahwa metode *deep learning* mampu membedakan karakteristik visual antar jenis jeruk dengan baik [7].

II. METODE

A. Kerangka Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

B. Dataset

Dataset yang digunakan merupakan dataset citra buah jeruk yang terdiri dari delapan kelas yaitu jeruk nipis, jeruk iris, jeruk keprok, jeruk kunci, jeruk limau, jeruk mandarin, jeruk purut, dan jeruk siem. Total dataset yang digunakan sebanyak **892 citra** yang kemudian dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian menggunakan rasio 80:10:10. Dataset diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung dengan latar belakang polos untuk mempermudah proses klasifikasi.

Tabel 1. Dataset jenis jeruk

Kelas	Data Total	Gambar
Jeruk Nipis	50	
Jeruk Iris	50	
Jeruk keprok	50	
Jeruk Kunci	47	
Jeruk Limau	50	
Jeruk Mandarin	50	
Jeruk Purut	50	

Kelas	Data Total	Gambar
Jeruk Siem	50	
jumlah	397	

C. Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel sesuai kebutuhan input MobileNetV2. Selain itu dilakukan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset dan mengurangi risiko *overfitting*.

Tabel 2. Tahapan Preprocessing Data

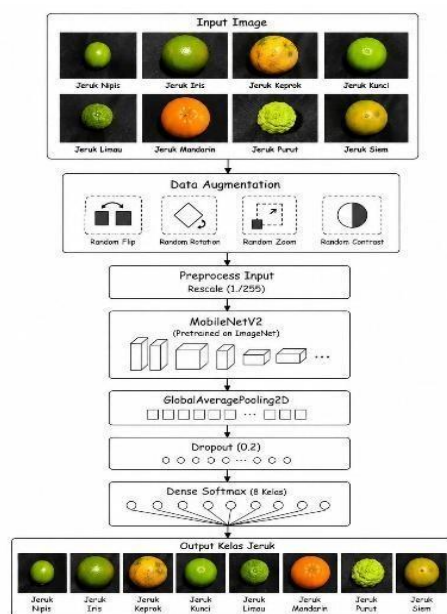
Tahapan	Keterangan
<i>Resize</i>	Mengubah ukuran citra menjadi 224×224 piksel
<i>Random Flip</i>	Membalik citra secara horizontal
<i>Random Rotation</i>	Rotasi sebesar 0,1
<i>Random Zoom</i>	Zoom sebesar 0,1
<i>Random Contrast</i>	Penyesuaian kontras sebesar 0,1
<i>Preprocess Input</i>	Normalisasi sesuai MobileNetV2

D. Arsitektur MobileNetV2

Penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan bobot awal (*pretrained weights*) dari ImageNet. MobileNetV2 dipilih karena memiliki jumlah parameter yang relatif ringan namun tetap mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Model dibangun menggunakan teknik *transfer learning* dengan mengunci (*freeze*) seluruh layer MobileNetV2 pada tahap awal pelatihan.

Arsitektur model terdiri dari:

- a. Input Layer (224×224×3)
- b. Data Augmentation Layer
- c. Preprocessing Layer
- d. MobileNetV2
- e. GlobalAveragePooling2D
- f. Dropout (0.2)
- g. Dense Softmax (8 kelas)



Gambar 2 Arsitektur

E. Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan dalam dua tahap yaitu *feature extraction* dan *fine-tuning*. Pada tahap pertama seluruh layer MobileNetV2 dikunci dan hanya layer klasifikasi yang dilatih. Setelah model mencapai konvergensi, dilakukan tahap *fine-tuning* dengan membuka sebagian layer MobileNetV2 untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur.

Tabel 3. Parameter Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Arsitektur	MobileNetV2
Input Size	224×224
Batch Size	32
Epoch Awal	50
Fine-Tuning Epoch	15
Learning Rate	0,0001
Optimizer	Adam
Fine-Tuning LR	0.00001
Jumlah Kelas	8

Pada tahap evaluasi digunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix untuk mengukur performa model pada data pengujian.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Implementasi

Pada penelitian ini dilakukan implementasi model klasifikasi jenis buah jeruk menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Dataset yang digunakan terdiri dari delapan kelas yaitu jeruk nipis, jeruk iris, jeruk keprok, jeruk kunci, jeruk limau, jeruk mandarin, jeruk purut, dan jeruk siem dengan total 892 citra. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel sebelum masuk ke proses pelatihan model.

Pada tahap preprocessing diterapkan teknik data augmentation yang terdiri dari Random Flip, Random Rotation, Random Zoom, dan Random Contrast untuk meningkatkan variasi data serta mengurangi risiko overfitting. Model MobileNetV2 menggunakan bobot pretrained ImageNet dan menerapkan transfer learning serta fine-tuning untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur. Layer tambahan yang digunakan terdiri dari GlobalAveragePooling2D, Dropout sebesar 0,2, dan Dense layer dengan aktivasi softmax untuk menghasilkan delapan kelas keluaran.

B. Hasil Training Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0,0001. Pelatihan dilakukan dalam dua tahap yaitu feature extraction dan fine-tuning. Pada tahap feature extraction, seluruh layer MobileNetV2 dikunci sehingga hanya layer klasifikasi yang dilatih. Selanjutnya dilakukan fine-tuning dengan membuka sebagian layer MobileNetV2 untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik masing-masing jenis buah jeruk.

Grafik hasil pelatihan menunjukkan bahwa nilai akurasi training dan validasi mengalami peningkatan seiring bertambahnya epoch. Pada saat yang sama, nilai loss mengalami penurunan yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik. Perbedaan antara kurva training dan validasi tidak terlalu signifikan sehingga mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting yang berlebihan.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 mampu melakukan ekstraksi fitur citra buah jeruk secara efektif. Penggunaan transfer learning dengan bobot awal ImageNet membantu model dalam mengenali pola visual dasar sehingga proses pembelajaran menjadi lebih optimal. Temuan ini sejalan dengan penelitian Karnadi dan Handhayani yang menerapkan MobileNetV2 pada klasifikasi buah dan memperoleh performa klasifikasi yang tinggi [5]. Selain itu, penggunaan transfer learning terbukti mampu mempercepat proses konvergensi model serta meningkatkan kemampuan klasifikasi pada dataset yang memiliki jumlah data terbatas [8].

Berdasarkan hasil pelatihan, model yang dihasilkan kemudian digunakan untuk proses pengujian menggunakan data test guna mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan delapan jenis buah jeruk pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

C. Hasil Classification Report

Evaluasi model dilakukan menggunakan data test yang berjumlah 116 citra. Hasil evaluasi menghasilkan accuracy sebesar 93,10% dengan weighted precision sebesar 94%, weighted recall sebesar 93%, dan weighted F1-score sebesar 93%.

Tabel 4. Hasil Classification Report Data Test

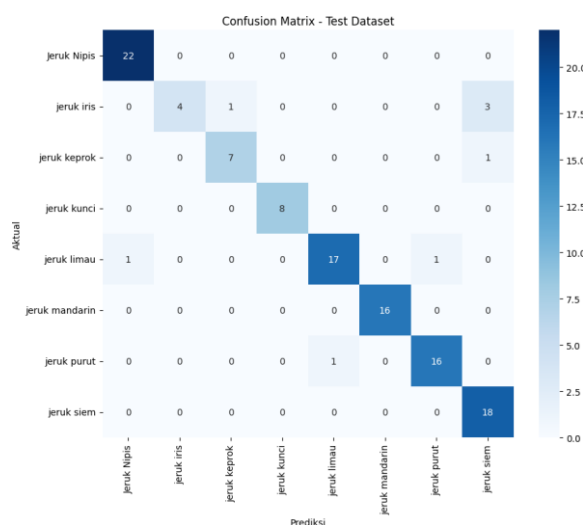
Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Jeruk Nipis	0,96	1,00	0,98
Jeruk Iris	1,00	0,50	0,67
Jeruk Keprok	0,88	0,88	0,88

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Jeruk Kunci	1,00	1,00	1,00
Jeruk Limau	0,94	0,89	0,92
Jeruk Mandarin	1,00	1,00	1,00
Jeruk Purut	0,94	0,94	0,94
Jeruk Siem	0,82	1,00	0,90

Berdasarkan Tabel 4, kelas Jeruk Kunci dan Jeruk Mandarin memperoleh performa terbaik dengan nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua kelas memiliki karakteristik visual yang cukup berbeda dibandingkan kelas lainnya sehingga lebih mudah dikenali oleh model.

Sementara itu, kelas Jeruk Iris memperoleh nilai recall terendah yaitu 0,50 dengan F1-score sebesar 0,67. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa beberapa citra Jeruk Iris masih mengalami kesalahan klasifikasi. Kemiripan warna kulit dan bentuk buah dengan beberapa jenis jeruk lainnya diduga menjadi faktor utama yang menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan kelas tersebut. Hasil serupa juga ditemukan pada penelitian klasifikasi buah menggunakan CNN, dimana kemiripan karakteristik visual antar kelas menjadi salah satu penyebab utama kesalahan klasifikasi [4].

D. Confusion Matrix



Gambar 3. Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar yang ditunjukkan oleh dominasi nilai pada diagonal utama. Kelas Jeruk Nipis berhasil dikenali seluruhnya dengan jumlah prediksi benar sebanyak 22 citra. Kelas Jeruk Kunci dan Jeruk Mandarin juga berhasil diklasifikasikan tanpa kesalahan dengan jumlah prediksi benar masing-masing sebanyak 8 dan 16 citra

Kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas Jeruk Iris. Dari delapan citra yang diuji, empat citra berhasil diprediksi dengan benar, satu citra diprediksi sebagai Jeruk Keprok, dan tiga citra diprediksi sebagai Jeruk Siem. Hal tersebut menunjukkan bahwa karakteristik visual Jeruk Iris memiliki kemiripan dengan beberapa kelas lain sehingga model mengalami kesulitan dalam membedakannya.

Pada kelas Jeruk Limau terdapat dua kesalahan prediksi, yaitu satu citra diprediksi sebagai Jeruk Nipis dan satu citra diprediksi sebagai Jeruk Purut. Selain itu, satu citra Jeruk Purut diprediksi sebagai Jeruk Limau. Kesalahan tersebut kemungkinan disebabkan oleh kemiripan warna kulit dan tekstur permukaan buah yang relatif serupa. Meskipun demikian, secara keseluruhan confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

E. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi delapan jenis buah jeruk dengan akurasi pengujian sebesar 93,10%. Hasil tersebut sejalan dengan penelitian yang membandingkan MobileNetV2 dan VGG16 pada klasifikasi penyakit daun cabai yang menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi dengan jumlah parameter yang relatif ringan [9]. Keunggulan tersebut diperoleh karena MobileNetV2 menggunakan konsep depthwise separable convolution, inverted residual, dan linear bottleneck yang mampu meningkatkan efisiensi komputasi tanpa mengurangi performa klasifikasi secara signifikan [8].

Jika dibandingkan dengan penelitian Karnadi dan Handhayani yang memperoleh akurasi sebesar 97% menggunakan MobileNetV2 dan InceptionV3 [5], hasil penelitian ini masih menunjukkan performa yang kompetitif. Perbedaan hasil dapat dipengaruhi oleh jumlah kelas yang digunakan, kualitas dataset, serta tingkat kemiripan visual antar jenis buah jeruk. Penelitian yang membandingkan metode Convolutional Neural Network dan K-Nearest Neighbor pada klasifikasi buah jeruk juga menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan yang lebih baik dalam melakukan ekstraksi fitur citra sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih tinggi [10]. Temuan tersebut mendukung hasil penelitian ini yang menggunakan MobileNetV2 sebagai salah satu arsitektur CNN untuk klasifikasi jenis buah jeruk.

Penelitian Salamah et al. juga menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mencapai akurasi sebesar 98,4% pada klasifikasi buah [2]. Hal tersebut semakin memperkuat bahwa MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur yang efektif untuk tugas klasifikasi citra buah. Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa MobileNetV2 mampu digunakan sebagai metode klasifikasi jenis buah jeruk dengan performa yang baik dan berpotensi diterapkan pada sistem identifikasi buah berbasis citra digital.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan delapan jenis buah jeruk, yaitu jeruk nipis, jeruk iris, jeruk keprok, jeruk kunci, jeruk limau, jeruk mandarin, jeruk purut, dan jeruk siem. Dataset yang digunakan terdiri dari 892 citra yang dibagi menjadi data training, validation, dan testing dengan rasio 80:10:10 serta melalui tahapan preprocessing berupa resize citra, data augmentation, dan normalisasi.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu memperoleh akurasi sebesar 93,10% pada data test dengan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 94%, 93%, dan 93%. Berdasarkan classification report, kelas Jeruk Kunci dan Jeruk Mandarin memperoleh performa terbaik dengan nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00, sedangkan kelas Jeruk Iris memperoleh performa terendah akibat kemiripan karakteristik visual dengan beberapa jenis jeruk lainnya.

Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sehingga MobileNetV2 memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan. Dengan demikian, MobileNetV2 dapat digunakan sebagai metode klasifikasi jenis buah jeruk berbasis citra digital dengan performa yang baik dan berpotensi diterapkan pada sistem identifikasi buah secara otomatis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada Universitas Nusantara PGRI Kediri, khususnya Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, yang telah memberikan dukungan selama proses penelitian dan penyusunan artikel ini.

Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, dan bimbingan selama proses penelitian berlangsung. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu dalam proses pengumpulan dataset, pelatihan model, serta penyusunan artikel sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Khalid, R. H. Ali, and H. Bin Khalid, "Fruit and Vegetable Recognition Using MobileNetV2: An Image Classification Approach †," *Eng. Proc.*, vol. 87, no. 1, pp. 1–8, 2025, doi: 10.3390/engproc2025087108.
- [2] U. Salamah, Anita Ratnasari, and Sarwati Rahayu, "Automated Fruit Classification Menggunakan Model VGG16 dan MobileNetV2," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 5, no. 3, pp. 176–181, 2022, doi: 10.36085/jsai.v5i3.3615.
- [3] S. Ceren and T. Informatika, "Sistem Klasifikasi Penyakit pada Buah Jeruk Menggunakan," vol. 5, pp. 226–234, 2026.
- [4] T. Dwi Antoko, M. Azhar Ridani, and A. Eko Minarno, "Klasifikasi Buah Zaitun Menggunakan Convolution Neural Network," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 119–126, 2021, doi: 10.34010/komputika.v10i2.4475.
- [5] B. Karnadi and T. Handhayani, "Klasifikasi Jenis Buah dengan Menggunakan Metode MobileNetv2 dan Inceptionv3," *J. Eksplora Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 35–42, 2024, doi: 10.30864/eksplora.v14i1.1067.
- [6] A. D. Wicaksono, "Klasifikasi Tingkat Kematangan, Kualitas dan Jenis Buah Pisang Berdasarkan Ciri Warna dan Bentuk Menggunakan Artificial Neural Networks," *J. Teknol. Inf. Indones.*, vol. 7, no. 2, pp. 91–98, 2023, doi: 10.30869/jtii.v7i2.955.
- [7] T. Sistem, "Informasi," vol. 5, no. 4, pp. 213–218, 2024, doi: 10.62527/jitsi.5.
- [8] F. A. Arafat, D. P. Pamungkas, and P. Kasih, "Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tembakau Dengan Arsitektur MobileNetV2," *Inotek*, vol. 9, pp. 2549–7952, 2025.
- [9] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L. C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 4510–4520, 2018, doi: 10.1109/CVPR.2018.00474.
- [10] K. P. Siwilopo and H. Marcos, "Membandingkan Klasifikasi Pada Buah Jeruk Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan K-Nearest Neighbor," 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i1.9068.