

Studi Komparasi Variasi Pengambilan Citra Pada Klasifikasi Mentok Siap Potong Menggunakan *MobileNetV2*

¹Wahyu Setyanto, ²Umi Mahdiyah, ³Wahyu Cahyo Utomo

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹wahyusetyanto60@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.ac.id, ³wahyu.utomo@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Wahyu Setyanto

Abstrak— Klasifikasi citra berbasis *deep learning* telah banyak digunakan untuk membantu proses identifikasi objek secara otomatis, termasuk pada bidang peternakan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan mentok siap potong, mentok belum siap potong, dan bukan mentok berdasarkan variasi kondisi pengambilan citra. Dataset disusun berdasarkan variasi kondisi pengambilan citra yang meliputi latar belakang berwarna hijau, pengambilan citra jarak dekat, pengambilan citra jarak jauh, serta kombinasi dari ketiga kondisi tersebut. Setiap kelas terdiri atas 100 citra. Metode yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kinerja model berbeda pada setiap dataset. Dataset pengambilan jarak dekat menunjukkan performa terbaik dengan *Accuracy* sebesar 78% serta nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* tertinggi sebesar 1,00 pada kelas bukan mentok. Sementara itu, dataset kondisi campuran dan dataset pengambilan jarak jauh menghasilkan *Accuracy* sebesar 67%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kondisi pengambilan citra yang lebih terkontrol dan mampu menampilkan detail objek dengan lebih jelas cenderung menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik.

Kata Kunci— klasifikasi citra, mentok, *MobileNetV2*, kondisi pengambilan citra.

Abstract— *Deep learning-based image classification has been widely used to support automatic object identification, including applications in the livestock sector. This study aims to compare the performance of MobileNetV2 in classifying ready-to-slaughter muscovy ducks, not-ready-to-slaughter muscovy ducks, and non-muscovy duck objects based on different image acquisition conditions. The dataset was constructed from various image acquisition conditions, including a green background, close-range image capture, long-range image capture, and a combination of these conditions. Each class consisted of 100 images. The classification process employed a Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNetV2 architecture. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results showed that model performance varied across different datasets. The close-range image dataset achieved the best performance, obtaining an accuracy of 78% and the highest precision, recall, and F1-score values of 1.00 for the non-muscovy duck class. Meanwhile, the mixed-condition dataset and the long-range image dataset achieved an accuracy of 67%. These findings indicate that more controlled image acquisition conditions and clearer object details tend to produce better classification performance.*

Keywords— image classification, muscovy duck, *MobileNetV2*, image acquisition conditions.

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



I. PENDAHULUAN

Mentok (*Cairina moschata*) merupakan salah satu unggas air yang memiliki nilai ekonomi cukup tinggi dan banyak dimanfaatkan sebagai sumber protein hewani [1]. Daging mentok diketahui memiliki kandungan protein yang tinggi serta banyak digunakan sebagai bahan baku berbagai produk pangan di Indonesia [2]. Dalam kegiatan budidaya dan distribusi, penentuan kondisi mentok siap potong menjadi salah satu faktor penting karena berkaitan dengan kualitas produk yang dihasilkan. Namun, proses identifikasi kondisi mentok umumnya masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual berdasarkan ukuran tubuh, bentuk fisik, serta karakteristik eksternal lainnya. Pendekatan tersebut sangat bergantung pada pengalaman individu sehingga berpotensi menghasilkan penilaian yang kurang konsisten [3].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) telah mendorong pemanfaatan sistem otomatis dalam berbagai bidang, termasuk peternakan. Salah satu cabang yang berkembang pesat adalah *computer vision*, yaitu teknologi yang memungkinkan komputer mengenali dan menginterpretasikan informasi visual dari citra digital. Dalam bidang klasifikasi citra, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi salah satu pendekatan yang paling banyak digunakan karena mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi pada berbagai permasalahan klasifikasi [4]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa CNN berhasil diterapkan pada identifikasi objek, klasifikasi penyakit tanaman, maupun pengenalan kondisi hewan ternak dengan performa yang baik [5].

Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan saat ini adalah *MobileNetV2*. Arsitektur ini dirancang untuk menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi dengan kebutuhan komputasi yang relatif ringan [6]. *MobileNetV2* memanfaatkan mekanisme *depthwise separable convolution* dan *inverted residual bottleneck* sehingga mampu mengurangi jumlah parameter tanpa menurunkan kemampuan model secara signifikan [7]. Beberapa penelitian melaporkan bahwa *MobileNetV2* mampu memberikan hasil klasifikasi yang baik pada berbagai objek citra, terutama ketika dikombinasikan dengan pendekatan *transfer learning* [8]. Selain itu, *MobileNetV2* juga dinilai efektif digunakan pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas karena memiliki ukuran model yang lebih ringan dibandingkan beberapa arsitektur CNN lainnya [9].

Selain pemilihan arsitektur model, kualitas dan karakteristik dataset juga menjadi faktor penting dalam pengembangan sistem klasifikasi citra. Variasi latar belakang, jarak pengambilan gambar, pencahayaan, serta kondisi lingkungan menghasilkan karakteristik citra yang berbeda sehingga dapat memberikan hasil klasifikasi yang beragam [10]. Dataset yang memiliki tingkat keragaman tinggi umumnya mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model sehingga lebih adaptif terhadap kondisi nyata. Sebaliknya, dataset yang terlalu homogen dapat membatasi kemampuan model ketika dihadapkan pada data dengan karakteristik yang berbeda [11].

Meskipun penelitian berbasis CNN untuk klasifikasi citra telah berkembang pesat, kajian yang membandingkan kinerja *MobileNetV2* pada berbagai kondisi pengambilan citra untuk klasifikasi mentok siap potong masih relatif terbatas. Perbedaan latar belakang dan jarak pengambilan gambar menghasilkan karakteristik citra yang berbeda sehingga menarik untuk dievaluasi dalam proses klasifikasi [12].

Oleh karena itu, diperlukan kajian yang membandingkan kinerja model pada beberapa kondisi pengambilan citra untuk memperoleh pemahaman yang lebih baik mengenai performa *MobileNetV2*.

Sebagian besar penelitian terdahulu lebih banyak berfokus pada pemilihan arsitektur CNN dan peningkatan akurasi model klasifikasi citra. Namun, kajian yang membandingkan performa model pada berbagai kondisi pengambilan citra masih relatif terbatas, khususnya pada klasifikasi mentok siap potong. Padahal, variasi latar belakang, jarak pengambilan gambar, dan keragaman kondisi citra dapat menghasilkan tingkat kesulitan klasifikasi yang berbeda serta memengaruhi kemampuan generalisasi model [13]. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi terhadap beberapa kondisi pengambilan citra untuk mengetahui kinerja *MobileNetV2* dalam melakukan klasifikasi citra mentok.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan mentok siap potong, mentok belum siap potong, dan bukan mentok pada berbagai kondisi pengambilan citra. Dataset disusun berdasarkan variasi kondisi pengambilan citra yang meliputi latar belakang berwarna hijau, pengambilan citra jarak dekat, pengambilan citra jarak jauh, serta kombinasi dari ketiga kondisi tersebut. Evaluasi dilakukan menggunakan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk membandingkan performa model pada setiap kondisi pengambilan citra.

II. METODE

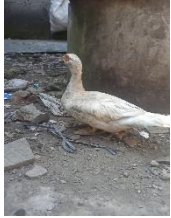
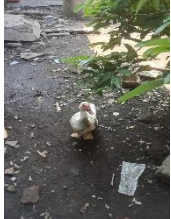
A. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas citra mentok yang dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu mentok belum siap potong, mentok siap potong, dan bukan mentok. Seluruh data diperoleh melalui proses pengambilan gambar menggunakan kamera *smartphone* pada berbagai kondisi pengambilan citra. Variasi kondisi pengambilan citra meliputi perbedaan latar belakang dan jarak pengambilan gambar untuk menghasilkan karakteristik data yang beragam. Variasi tersebut digunakan untuk membandingkan kinerja model *MobileNetV2* dalam melakukan klasifikasi citra mentok.

Dataset disusun berdasarkan variasi kondisi pengambilan citra yang meliputi latar belakang berwarna hijau, pengambilan citra jarak dekat, pengambilan citra jarak jauh, serta kombinasi dari ketiga kondisi tersebut. Kondisi latar belakang berwarna hijau digunakan untuk menghasilkan citra dengan lingkungan yang lebih terkontrol sehingga objek mentok dapat terlihat lebih jelas. Pengambilan citra jarak dekat dilakukan untuk memperoleh detail visual objek yang lebih tinggi, sedangkan pengambilan citra jarak jauh digunakan untuk merepresentasikan kondisi ketika objek terlihat lebih kecil pada citra. Selain itu, digunakan pula dataset dengan kondisi campuran yang merupakan kombinasi dari seluruh kondisi pengambilan citra untuk menghasilkan keragaman data yang lebih tinggi.

Setiap skenario dataset terdiri atas 300 citra yang terbagi ke dalam tiga kelas, yaitu mentok belum siap potong, mentok siap potong, dan bukan mentok. Rincian contoh dataset yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Dataset

Skenario	Dataset	Gambar
1	Latar belakang berwarna hijau	
2	Pengambilan citra jarak dekat	
3	Pengambilan citra jarak jauh	

B. Preprocessing Data

Sebelum dilakukan proses pelatihan, seluruh citra melalui tahap *preprocessing* yang meliputi *resize* citra dan normalisasi nilai piksel [14]. Tahap ini dilakukan untuk menyesuaikan format input sesuai kebutuhan arsitektur *MobileNetV2* sehingga proses pelatihan dapat berjalan lebih optimal [15].

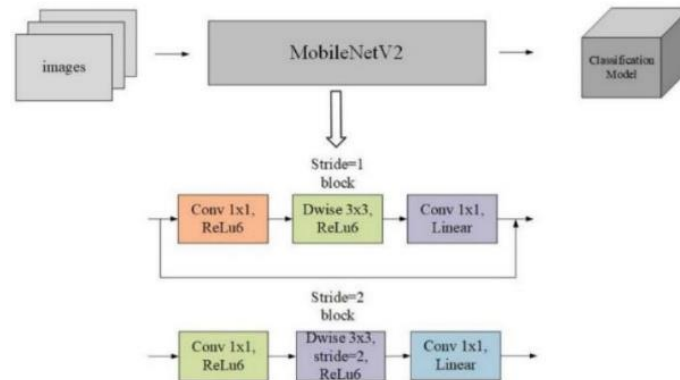


Gambar 1. Resize image

Gambar 1 menunjukkan contoh hasil proses *resize* citra yang dilakukan pada dataset mentok. Seluruh citra yang memiliki ukuran awal yang beragam diubah menjadi ukuran yang seragam sesuai dengan kebutuhan input *MobileNetV2*. Proses ini bertujuan untuk menjaga konsistensi dimensi data sehingga setiap citra dapat diproses secara optimal pada tahap pelatihan model.

C. Arsitektur Model

Penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Model dipilih karena memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dengan kompleksitas komputasi yang relatif ringan [16]. *MobileNetV2* memanfaatkan *depthwise separable convolution* sehingga lebih efisien dibandingkan arsitektur CNN konvensional.



Gambar 2. Arsitektur MobilnetV2

Gambar 2 memperlihatkan arsitektur MobileNetV2 yang menggunakan blok *inverted residual* dengan dua konfigurasi, yaitu *stride 1* dan *stride 2*. Setiap blok terdiri atas 1×1 convolution dengan aktivasi ReLU6, *depthwise convolution* 3×3 , dan 1×1 linear convolution. Struktur ini memungkinkan proses ekstraksi fitur dilakukan secara efisien dengan jumlah parameter yang lebih sedikit dibandingkan CNN konvensional, sehingga cocok diterapkan pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas.

D. Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan beberapa parameter evaluasi, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*. Nilai evaluasi digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra mentok pada berbagai variasi dataset [17].

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

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

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

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

dengan:

TP = True Positive.

TN = True Negative.

FP = False Positive.

FN = False Negative.

Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model secara keseluruhan dalam mengklasifikasikan data. *Precision* menunjukkan tingkat ketepatan model dalam menghasilkan prediksi positif, sedangkan *Recall* mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data positif yang sebenarnya. Sementara itu, *F1-Score* merupakan rata-rata harmonik antara *Precision* dan *Recall* yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan kedua metrik tersebut. Semakin tinggi nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, maka semakin baik performa model dalam melakukan klasifikasi citra mentok siap potong dan belum siap potong.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Perbandingan Accuracy

Tabel 2. Accuracy MobileNetV2 pada Berbagai Dataset

Dataset	Accuracy
Latar Belakang Hijau	0.78
Kondisi Campuran	0.67
Pengambilan Jarak Dekat	0.78
Pengambilan Jarak Jauh	0.67

Berdasarkan Tabel 2, nilai *Accuracy* tertinggi diperoleh pada dataset latar belakang hijau dan dataset pengambilan jarak dekat, yaitu sebesar 78%. Sementara itu, dataset kondisi campuran dan dataset pengambilan jarak jauh memperoleh accuracy sebesar 67%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kondisi pengambilan citra yang mampu menampilkan objek secara lebih jelas cenderung menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik. Sebaliknya, keragaman kondisi citra yang lebih tinggi maupun berkurangnya detail objek akibat jarak pengambilan yang lebih jauh menyebabkan penurunan performa klasifikasi.

B. Hasil Perbandingan Precision

Tabel 3. Precision MobileNetV2 pada Berbagai Dataset

Dataset	Kelas	Precision
Latar Belakang Hijau	Belum Siap Potong	0.80
	Bukan Mentok	0.93
	Siap Potong	0.67
Kondisi Campuran	Belum Siap Potong	0.67
	Bukan Mentok	0.83
	Siap Potong	0.56
Pengambilan Jarak Dekat	Belum Siap Potong	0.67
	Bukan Mentok	1.00
	Siap Potong	0.67
Pengambilan Jarak Jauh	Belum Siap Potong	0.58
	Bukan Mentok	0.93
	Siap Potong	0.53

Berdasarkan Tabel 3, kelas bukan mentok memperoleh nilai *Precision* tertinggi pada seluruh dataset yang diuji. Nilai *Precision* tertinggi sebesar 1,00 diperoleh pada dataset pengambilan jarak dekat, sedangkan nilai terendah sebesar 0,83 diperoleh pada dataset kondisi campuran. Sementara itu, kelas mentok siap potong dan mentok belum siap potong menunjukkan nilai *Precision* yang lebih rendah pada sebagian besar dataset. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model lebih mudah membedakan objek bukan mentok dibandingkan dua kelas mentok yang memiliki karakteristik visual yang relatif serupa.

C. Hasil Perbandingan Recall

Tabel 4. Recall MobileNetV2 pada Berbagai Dataset

Dataset	Kelas	Recall
Latar Belakang Hijau	Belum Siap Potong	0.53
	Bukan Mentok	0.87
	Siap Potong	0.93
Kondisi Campuran	Belum Siap Potong	0.67
	Bukan Mentok	0.67
	Siap Potong	0.67
Pengambilan Jarak Dekat	Belum Siap Potong	0.67
	Bukan Mentok	1.00
	Siap Potong	0.67
Pengambilan Jarak Jauh	Belum Siap Potong	0.47
	Bukan Mentok	0.87
	Siap Potong	0.67

Berdasarkan Tabel 4, nilai *Recall* tertinggi diperoleh kelas bukan mentok pada dataset pengambilan jarak dekat dengan nilai 1,00. Sebaliknya, nilai *Recall* terendah diperoleh kelas mentok belum siap potong pada dataset pengambilan jarak jauh sebesar 0,47. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pengambilan citra jarak dekat membantu model mengenali objek dengan lebih baik karena detail visual objek dapat ditangkap secara lebih jelas. Sebaliknya, pada pengambilan citra jarak jauh, berkurangnya detail objek menyebabkan kemampuan model dalam mengenali kelas tertentu menjadi lebih rendah.

D. Hasil Perbandingan F1-score

Tabel 5. F1-Score MobileNetV2 pada Berbagai Dataset

Dataset	Kelas	F1-score
Latar Belakang Hijau	Belum Siap Potong	0.64
	Bukan Mentok	0.90
	Siap Potong	0.78
Kondisi Campuran	Belum Siap Potong	0.67
	Bukan Mentok	0.74
	Siap Potong	0.61
Pengambilan Jarak Dekat	Belum Siap Potong	0.67
	Bukan Mentok	1.00
	Siap Potong	0.67
Pengambilan Jarak Jauh	Belum Siap Potong	0.52
	Bukan Mentok	0.90
	Siap Potong	0.59

Berdasarkan Tabel 5, nilai *F1-score* tertinggi diperoleh kelas bukan mentok pada dataset pengambilan jarak dekat dengan nilai 1,00. Sebaliknya, nilai *F1-score* terendah diperoleh kelas mentok belum siap potong pada dataset pengambilan jarak jauh sebesar 0,52. Secara umum, kelas bukan mentok menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan kelas mentok siap potong dan mentok belum siap potong pada seluruh dataset yang diuji. Hasil ini menunjukkan bahwa karakteristik visual kelas bukan mentok lebih mudah dikenali oleh model, sedangkan kedua kelas mentok memiliki kemiripan karakteristik visual yang menyebabkan proses klasifikasi menjadi lebih menantang.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membandingkan kinerja *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan mentok siap potong, mentok belum siap potong, dan bukan mentok pada berbagai dataset yang disusun berdasarkan variasi kondisi pengambilan citra. Berdasarkan hasil evaluasi, dataset pengambilan jarak dekat menunjukkan performa terbaik dengan memperoleh *Accuracy* sebesar 78%, serta nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* tertinggi sebesar 1,00 pada kelas bukan mentok. Dataset dengan latar belakang berwarna hijau juga menunjukkan performa yang baik dengan *Accuracy* sebesar 78%. Sementara itu, dataset kondisi campuran dan dataset pengambilan jarak jauh menghasilkan *Accuracy* yang lebih rendah, yaitu sebesar 67%. Secara umum, hasil penelitian menunjukkan bahwa citra yang diambil pada jarak dekat dan kondisi yang lebih terkontrol cenderung menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan citra dengan kondisi yang lebih beragam atau jarak pengambilan yang lebih jauh. Temuan ini dapat menjadi pertimbangan dalam proses penyusunan dataset untuk pengembangan sistem klasifikasi mentok berbasis *deep learning* menggunakan *MobileNetV2*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri yang telah memberikan dukungan dan fasilitas selama pelaksanaan penelitian ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh pihak yang telah membantu proses pengumpulan data, pelaksanaan penelitian, serta penyusunan artikel ini sehingga penelitian dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Widigdyo, N. A. Mardiana, and P. Purnomo, "Pengembangan Pakan Alternatif Ternak Entok berbasis Onggok Fermentasi di Kelompok Tani Ternak Rojo Koyo Berkah," *Jurnal ABDINUS: Jurnal Pengabdian Nusantara*, vol. 8, no. 3, pp. 744–754, 2024, doi: 10.29407/ja.v8i3.23608.
- [2] A. Putra, T. G. Pradana, and D. Alfachri, "Analisis Morfometrik Ternak Itik Manila (*Cairina moschata*) di Kecamatan Hampan Perak Kabupaten Deli Serdang: Morfometric Analysis of Muscovy Duck (*Cairina Moschata*) at District of Hampan Perak, Deli Serdang District," *Jurnal Ilmu Peternakan dan Veteriner Tropis (Journal of Tropical Animal and Veterinary Science)*, vol. 12, no. 2, pp. 136 – 142, Jul. 2022, doi: 10.46549/jipvet.v12i2.215.
- [3] Y. Nustini and A. Allwar, "Pembimbingan Berwirausaha Beternak Bebek dan Mentok di Kabupaten Sleman D.I. Yogyakarta," *Rahmatan Lil 'Alamin Journal of Community Services*, vol. 1, no. 2, pp. 77–89, Dec. 2021, doi: 10.20885/RLA.Vol1.iss2.art3.
- [4] S. Dewi, F. Ramadhani, and S. Djasmayena, "Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Gambar Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network)," *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 2, pp. 68–73, Jul. 2024, doi: 10.56211/helloworld.v3i2.518.
- [5] Moch. Kholil, H. P. Waspada, and R. Akhsani, "Klasifikasi Penyakit Infeksi Pada Ayam Berdasarkan Gambar Feses Menggunakan Convolutional Neural Network," *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 5, no. 2, pp. 198–204, Oct. 2022, doi: 10.31598/sintechjournal.v5i2.1179.
- [6] Ricko Andreas Kartono and Nur Rachmat, "Perbandingan Kinerja Arsitektur MobilenetV2 dan MobilenetV3 Dalam Klasifikasi Penyakit Retina pada Citra Optical Coherence Tomography (OCT) Menggunakan Optimizer AdamW dan SGD," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 6, no. 1, pp. 352–363, Dec. 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v6i1.915.
- [7] N. Nafiiyah and Dwi, "PERBANDINGAN VGG16, VGG19, MOBILENET DAN MOBILENETV2 UNTUK KLASIFIKASI BERAS BERDASARKAN CITRA," *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 11, no. 1, pp. 1368–1380, Jan. 2026, doi: 10.36341/rabit.v11i1.7338.
- [8] K. Velarati, C. A. Sari, and E. H. Rachmawanto, "A Comparison of Convolutional Neural Network (CNN) and Transfer Learning MobileNetV2 Performance on Spices Images Classification," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 8, no. 2, pp. 413–420, Nov. 2024, doi: 10.30871/jaic.v8i2.8622.
- [9] F. Amaludin, M. I. Zulfa, and H. Siswantoro, "PENGARUH HYPERPARAMETER TUNING PADA KINERJA MOBILENETV2 DENGAN TRANSFER LEARNING UNTUK DETEKSI PENYAKIT KULIT," *Jurnal SINTA: Sistem Informasi dan Teknologi Komputasi*, vol. 2, no. 2, pp. 84–94, May 2025, doi: 10.61124/sinta.v2i2.43.

- [10] Q. Chen, F. Xu, and M. Nasser, "An enhanced MobileNet-V2 architecture optimized for the sector of e-commerce supply chain finance based on an improved coyote algorithm," *AIP Adv.*, vol. 15, Jul. 2025, doi: 10.1063/5.0277896.
- [11] M. H. Rizky Pratama, M. Akrom, A. P. Santosa, M. R. Rosyid, and L. Mawaddah, "Klasifikasi Otomatis Korosi Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning dengan Model MobileNetV2," *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 1, pp. 138–148, May 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2182.
- [12] N. Chalista Imanuela Natun, M. Angelica Santhia, and Y. R. Kaesmetan, "Identifikasi Pengenalan Wajah Berdasarkan Jenis Kelamin Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 50–57, Oct. 2024, doi: 10.37802/joti.v6i1.694.
- [13] Moh. R. D. P. Lamadjido, R. Laila, M. Y. Pusadan, Y. Yudhaswana, N. T. Lapatta, and H. R. Ngemba, "Utilization of EfficientNet-B0 to Identify Oncomelania Hupensis Lindoensis as a Schistosomiasis Host," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 9, no. 3, pp. 784–793, Jun. 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i3.9058.
- [14] I. P. Sari, F. Ramadhani, A. Satria, and D. Apdilah, "Implementasi Pengolahan Citra Digital dalam Pengenalan Wajah menggunakan Algoritma PCA dan Viola Jones," *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 146–157, Oct. 2023, doi: 10.56211/helloworld.v2i3.346.
- [15] Adis Prima Aryaputra, Danang Wahyu Widodo, and Ardi Sanjaya, "Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Menggunakan Algoritma CNN Mobilenet V2," *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, vol. 9, no. 1, pp. 102–108, 2025, doi: 10.29407/s37pzf98.
- [16] H. A. Irianta, A. Fadlil, and R. Umar, "Identifikasi Ucapan Disartria Menggunakan Arsitektur Convolutional Neural Network MobileNetV2 dan MFCC," *Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 16, no. 1, pp. 1–12, Feb. 2026, doi: 10.26594/teknologi.v16i1.5842.
- [17] F. Tangguh and Y. Islami, "Analisis performa algoritma Stochastic Gradient Descent (SGD) dalam mengklasifikasi tahu berformalin," *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 3, no. 1, pp. 1–8, 2022, doi: 10.56705/ijodas.v3i1.42.