

# OOVALE: Sistem Sortasi Real-Time Keretakan Telur Ayam Ras dengan Integrasi Database.

Yosafat Wirayudha<sup>1</sup>, Iqbal May Aryanto<sup>1</sup>, Jaka Frastio<sup>1</sup>, Nadya Adellia<sup>1</sup>, Muhammad Irfan Kurniawan<sup>1</sup>, Ribby Fadya Iskandar<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknologi Rekayasa Elektronika, Politeknik Negeri Lampung, Program Studi Teknologi Rekayasa Elektronika, Politeknik Negeri Lampung, 35141, Indonesia

## INFORMASI ARTIKEL

Diterima: Januari 2026

Revisi: 20 Februari 2026

Terbit: 28 Februari 2026

## KATA KUNCI

Egg Sorting, Artificial Intelligence, MobileNetV2, Image Processing, Internet of Things, Real-Time System

## KORESPONDEN

Nama : Yosafat Wirayudha

E-mail: yosafatwirayudha03@gmail.com

## ABSTRACT

Proses sortasi telur ayam ras merupakan tahapan penting dalam industri peternakan dan pangan karena berpengaruh langsung terhadap kualitas, keamanan, dan nilai ekonomis produk. Namun, sortasi yang masih dilakukan secara manual menimbulkan keterbatasan efisiensi, ketidakkonsistenan hasil, serta potensi kesalahan manusia, terutama dalam mendeteksi keretakan halus pada cangkang telur. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem sortasi telur ayam ras berbasis kecerdasan buatan yang mampu mendeteksi keretakan secara *real time* dan terintegrasi dengan *database* untuk meningkatkan akurasi dan keandalan proses sortasi. Kontribusi penelitian ini adalah perancangan dan implementasi sistem sortasi berbasis perangkat *edge* yang menggabungkan pengolahan citra digital, model deep learning MobileNetV2, serta integrasi *Internet of Things* dan *database* untuk pencatatan hasil sortasi secara otomatis. Metode penelitian menggunakan pendekatan *Research and Development* yang meliputi perancangan sistem, pengumpulan dan pelabelan dataset citra telur ayam ras, pelatihan dan optimasi model MobileNetV2, serta integrasi perangkat keras dan perangkat lunak. Pengujian dilakukan secara langsung pada sistem *real time* untuk mengevaluasi performa klasifikasi dan kinerja sistem. Hasil pengujian menunjukkan sistem mampu mengklasifikasikan telur ayam ras ke dalam kategori utuh dan retak dengan akurasi 96,07%, serta nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 98%. Sistem beroperasi secara *real time* dengan kecepatan rata-rata 29,38 *frame per second* dan waktu inferensi 35,92 milidetik. Integrasi *database* memungkinkan penyimpanan data terpusat dan pemantauan daring, sehingga sistem layak diterapkan pada industri peternakan modern.

## PENDAHULUAN

Proses sortasi telur ayam ras merupakan tahapan penting dalam industri peternakan dan pangan karena berkaitan langsung dengan kualitas, keamanan, dan nilai ekonomis produk. Namun, proses sortasi masih banyak dilakukan secara manual sehingga rentan terhadap inkonsistensi hasil, keterbatasan kapasitas produksi, serta kesalahan manusia dalam mendeteksi keretakan halus pada cangkang telur [1]. Kondisi tersebut berpotensi menyebabkan telur rusak lolos ke tahap distribusi dan menimbulkan kerugian, khususnya bagi industri pangan yang membutuhkan bahan baku dengan standar mutu tinggi [2].

Pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *computer vision*, memberikan peluang untuk mengotomatisasi proses sortasi telur secara lebih akurat dan konsisten. Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) telah banyak digunakan dalam klasifikasi kualitas telur ayam ras berbasis citra digital dan terbukti mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi [3]. Akan tetapi, implementasi CNN pada sistem *real time* membutuhkan arsitektur model yang efisien agar dapat dijalankan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur CNN ringan yang dirancang untuk aplikasi *real time* pada perangkat *embedded*. Model ini memiliki keseimbangan antara akurasi dan efisiensi <https://doi.org/10.25181/inductor.v1i1.4757>

komputasi, sehingga sesuai untuk diimplementasikan pada perangkat tepi seperti Raspberry Pi [4]. Selain itu, integrasi sistem klasifikasi dengan teknologi *Internet of Things* (IoT) dan *database* memungkinkan data hasil sortasi tersimpan secara terpusat, dapat dipantau secara *real time*, serta dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data [5].

Secara ringkas, permasalahan utama penelitian ini adalah keterbatasan metode sortasi telur ayam ras secara manual yang kurang efisien, tidak konsisten, dan belum terintegrasi dengan sistem pencatatan data *real time*. Apabila permasalahan tersebut dapat dipecahkan, maka manfaat yang diperoleh adalah meningkatnya akurasi, kecepatan, dan keandalan proses sortasi telur ayam ras melalui sistem otomatis berbasis MobileNetV2 yang terintegrasi dengan IoT dan *database* [6].

Penelitian terdahulu mengenai sortasi telur ayam ras berbasis citra digital telah menunjukkan bahwa CNN mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi. [7] melaporkan akurasi sebesar 97,14% dalam klasifikasi kualitas cangkang telur ayam ras menggunakan EfficientNet. Penelitian lain menggunakan metode GLCM-CNN dan memperoleh tingkat akurasi hingga 98%, namun masih terbatas pada pengujian laboratorium dan belum diimplementasikan secara *real time* pada perangkat *embedded* [8].

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur CNN ringan seperti MobileNetV2 lebih sesuai untuk aplikasi *real*



*time* karena memiliki kebutuhan komputasi yang lebih rendah dibandingkan model CNN konvensional, tanpa adanya penurunan performa secara signifikan [9]. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus mengintegrasikan MobileNetV2 dengan sistem IoT dan *database* untuk sortasi telur ayam ras secara *real time* masih terbatas, sehingga menjadi celah penelitian yang diangkat dalam studi ini.

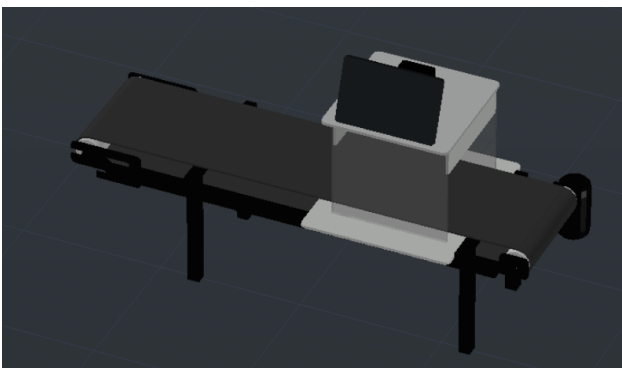
Kontribusi utama penelitian ini adalah pengembangan OOVALE, yaitu sistem sortasi *real time* keretakan telur ayam ras berbasis pengolahan citra dan kecerdasan buatan menggunakan MobileNetV2 yang diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi 4. Penelitian ini mengevaluasi performa model berdasarkan parameter akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta menganalisis kecepatan inferensi untuk memastikan kelayakan operasi *real time*. Selain itu, sistem yang dikembangkan terintegrasi dengan teknologi IoT dan *database* sehingga hasil sortasi dapat tersimpan secara otomatis, terpusat, dan dapat dipantau secara daring. Integrasi tersebut diharapkan mampu memberikan solusi yang aplikatif, efisien, dan relevan bagi kebutuhan industri peternakan modern [10].

## METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Research and Development* (R&D) dengan fokus pada perancangan, pengembangan, dan pengujian sistem sortasi telur ayam ras berbasis kecerdasan buatan yang bekerja secara *real time* dan terintegrasi dengan *database*. Metode ini dipilih karena penelitian tidak hanya bertujuan menganalisis performa model, tetapi juga menghasilkan prototipe sistem yang dapat diimplementasikan pada lingkungan nyata industri peternakan [11].

### Desain Sistem dan Spesifikasi Perangkat

Sistem OOVALE dirancang sebagai sistem *end device* yang terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak yang saling terintegrasi. Untuk gambar desain 3d perangkat yang dikembangkan dapat dilihat pada gambar berikut



Gambar 1 Desain 3d OOVALE

Dari sisi perangkat keras, sistem menggunakan Raspberry Pi 4 sebagai unit pemrosesan utama. Raspberry Pi 4 dipilih karena memiliki performa komputasi yang memadai untuk menjalankan inferensi model CNN ringan serta mendukung berbagai antarmuka I/O dan konektivitas jaringan [12].

Akuisisi citra dilakukan menggunakan Pi Camera Module 3 Wide yang dipasang secara statis di atas jalur konveyor. Konveyor

berfungsi untuk mensimulasikan kondisi operasional nyata, di mana telur ayam ras bergerak secara kontinu melewati area pengambilan citra. Sistem pencahayaan tambahan berupa *ring light* digunakan untuk menjaga konsistensi intensitas cahaya dan meminimalkan bayangan atau refleksi berlebih pada permukaan cangkang telur.

Dari sisi perangkat lunak, sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan pustaka OpenCV untuk pengolahan citra dan TensorFlow/TensorFlow Lite untuk menjalankan inferensi model MobileNetV2 pada perangkat *edge* [13]. Sistem *backend* menggunakan Node.js sebagai *middleware* untuk menerima data hasil klasifikasi dan menyimpannya ke dalam *database* MySQL melalui mekanisme komunikasi berbasis IoT [5].

### Dataset dan Prosedur Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra telur ayam ras yang diklasifikasikan ke dalam dua kelas, yaitu Utuh dan Retak. Pengumpulan dataset dilakukan secara langsung menggunakan kamera yang sama dengan kamera implementasi sistem untuk menjaga kesesuaian antara data pelatihan dan kondisi operasional nyata. Pengambilan citra dilakukan dengan memperhatikan variasi posisi telur, orientasi cangkang, dan kondisi pencahayaan agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.

Setiap citra yang diperoleh kemudian dilabeli secara manual sesuai kondisi fisik telur berdasarkan inspeksi visual. Dataset ini selanjutnya digunakan dalam proses pelatihan model MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning*, di mana bobot awal model diadaptasi untuk tugas klasifikasi keretakan telur ayam ras. Setelah pelatihan selesai, model dikonversi ke format TensorFlow Lite (.tflite) untuk meningkatkan efisiensi inferensi pada Raspberry Pi 4 [14].

### Alur Kerja Sistem dan Prosedur Pengujian

Alur kerja sistem OOVALE mengikuti tahapan input, *preprocessing*, inferensi, dan output. Pada tahap input, kamera menangkap citra telur yang bergerak di atas konveyor. Citra tersebut kemudian diproses pada tahap *preprocessing* menggunakan OpenCV, meliputi *resizing*, normalisasi, dan penyesuaian format input agar sesuai dengan spesifikasi model MobileNetV2.

Tahap inferensi dilakukan dengan menjalankan model MobileNetV2 untuk menentukan kelas telur, yaitu utuh atau retak. Hasil inferensi kemudian dikirimkan ke sistem *backend* melalui jaringan lokal dan disimpan ke dalam *database* MySQL. Seluruh alur ini berjalan secara otomatis dan bersifat *open-loop system*, di mana sistem bekerja berdasarkan konfigurasi awal tanpa umpan balik mekanis terhadap hasil klasifikasi.

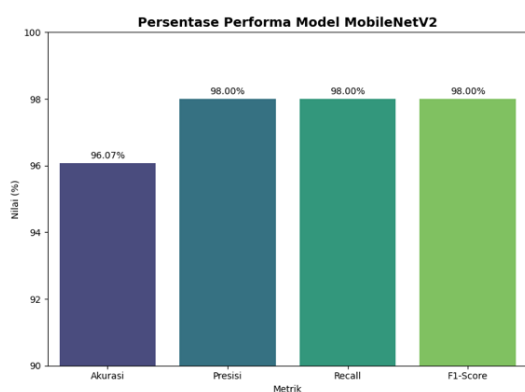
Pengujian sistem dilakukan untuk menjawab rumusan masalah penelitian, yaitu dengan mengevaluasi performa klasifikasi dan kinerja sistem secara *real time*. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan parameter akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* berdasarkan perbandingan antara *ground truth* dan hasil

deteksi sistem [15]. Selain itu, dilakukan pengukuran waktu inferensi dan *frame per second* (FPS) untuk menilai kemampuan sistem dalam memenuhi kebutuhan operasi *real time*. Pengujian integrasi *database* dilakukan dengan mengamati kesesuaian data hasil klasifikasi yang tersimpan serta kestabilan pengiriman data selama sistem beroperasi.

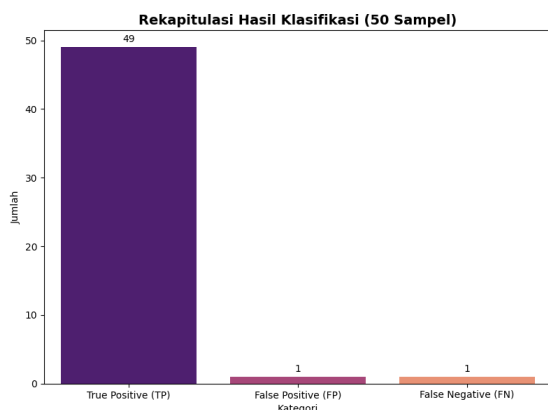
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pengujian Dataset dan Akurasi Klasifikasi

Pengujian performa sistem OOVALE dilakukan setelah seluruh perangkat keras dan perangkat lunak terintegrasi secara menyeluruh. Dataset uji terdiri dari 50 citra telur ayam ras yang dibagi ke dalam dua kelas, yaitu Utuh dan Retak, sesuai dengan kondisi fisik telur berdasarkan inspeksi visual. Pengujian dilakukan secara langsung pada sistem *real time* dengan memanfaatkan kamera dan konfigurasi pencahayaan yang sama seperti pada tahap implementasi.



Gambar 2 Persentasi Performa Model



Gambar 3 Rekapitulasi Hasil Klasifikasi

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan 49 dari 50 citra secara benar, sedangkan 1 citra mengalami kesalahan klasifikasi, yaitu telur dalam kondisi utuh yang terdeteksi sebagai telur retak. Rekapitulasi hasil klasifikasi berdasarkan *confusion matrix* ditunjukkan pada Tabel 1, yang memuat nilai *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN).

Tabel 1. Performa sistem deteksi

| No | Ground Truth | Detection | TP | TN | FP | FN |
|----|--------------|-----------|----|----|----|----|
| 1  | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 2  | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 3  | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 4  | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 5  | Utuh         | Retak     | 0  | 0  | 1  | 1  |
| 6  | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 7  | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 8  | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 9  | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 10 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 11 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 12 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 13 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 14 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 15 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 16 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 17 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 18 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 19 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 20 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 21 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 22 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 23 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 24 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 25 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 26 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 27 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 28 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 29 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 30 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 31 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 32 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 33 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 34 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 35 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 36 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 37 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 38 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 39 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 40 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 41 | Utuh         | Utuh      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 42 | Retak        | Retak     | 1  | 0  | 0  | 0  |

|              |       |       |           |          |          |          |
|--------------|-------|-------|-----------|----------|----------|----------|
| 43           | Utuh  | Utuh  | 1         | 0        | 0        | 0        |
| 44           | Retak | Retak | 1         | 0        | 0        | 0        |
| 45           | Retak | Retak | 1         | 0        | 0        | 0        |
| 46           | Utuh  | Utuh  | 1         | 0        | 0        | 0        |
| 47           | Utuh  | Utuh  | 1         | 0        | 0        | 0        |
| 48           | Retak | Retak | 1         | 0        | 0        | 0        |
| 49           | Utuh  | Utuh  | 1         | 0        | 0        | 0        |
| 50           | Retak | Retak | 1         | 0        | 0        | 0        |
| <b>Total</b> |       |       | <b>49</b> | <b>0</b> | <b>1</b> | <b>1</b> |

Nilai *True Negative* (TN) bernilai nol karena pengujian difokuskan pada dua kelas objek, kelas *null* (tidak ada objek) telah diseleksi lebih dulu pada tahap pra-pemrosesan. Berdasarkan hasil tersebut, sistem OOVALE berbasis MobileNetV2 menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik pada kondisi pengujian optimal, dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah.

### Persamaan

Berdasarkan *confusion matrix* pada Tabel 1, performa model MobileNetV2 dievaluasi menggunakan parameter akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Parameter-parameter ini digunakan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan data uji secara akurat dan konsisten.

Akurasi menggambarkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan seluruh data uji secara benar dan dihitung menggunakan Persamaan (1):

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

dengan nilai  $TP = 49$ ,  $TN = 0$ ,  $FP = 1$ , dan  $FN = 1$ , diperoleh nilai akurasi sebesar:

$$Akurasi = \frac{49}{51} = 0,9607 \text{ (96,07\%)} \quad (2)$$

Presisi menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas positif (telur retak) dan dihitung menggunakan Persamaan (3):

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

Nilai presisi yang diperoleh adalah:

$$Presisi = \frac{49}{50} = 0,98 \text{ (98\%)} \quad (4)$$

*Recall* menggambarkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data positif yang sebenarnya dan dihitung menggunakan Persamaan (5):

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

Nilai *recall* yang diperoleh sebesar:

$$Recall = \frac{49}{50} = 0,98 \text{ (98\%)} \quad (6)$$

Untuk memperoleh ukuran performa yang seimbang antara presisi dan *recall*, digunakan parameter *F1-score* yang dihitung menggunakan Persamaan (7):

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (7)$$

Dengan nilai presisi dan *recall* masing-masing sebesar 0,98, diperoleh nilai *F1-score* sebesar 98%. Hasil ini menunjukkan bahwa model MobileNetV2 memiliki performa klasifikasi yang sangat baik dalam mendeteksi keretakan telur ayam ras pada kondisi pengujian optimal.

### Kinerja Sistem Real Time dan Pembahasan

Selain performa klasifikasi, pengujian juga dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem OOVALE dalam beroperasi secara *real time*. Parameter kinerja yang diukur meliputi *Frame per Second* (FPS) dan waktu inferensi (*inference time*). Pengukuran dilakukan sebanyak 50 kali secara berurutan pada kondisi operasional normal untuk memperoleh gambaran kestabilan sistem.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu beroperasi dengan rata-rata kecepatan 29,38 fps, yang mendekati batas maksimum sensor kamera sebesar 30 fps. Sementara itu, waktu inferensi rata-rata tercatat sebesar 35,92 ms, dengan variasi yang relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa proses klasifikasi dapat dilakukan secara cepat dan konsisten tanpa mengganggu alur kerja sistem.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, performa yang diperoleh pada penelitian ini berada pada kisaran yang sebanding dengan studi berbasis CNN lainnya yang melaporkan akurasi tinggi pada klasifikasi telur ayam ras. Keunggulan utama sistem OOVALE terletak pada implementasi *real time* pada perangkat tepi, di mana MobileNetV2 mampu menjaga keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi.

Stabilitas waktu inferensi yang ditunjukkan oleh nilai variasi yang rendah mengindikasikan bahwa beban komputasi model MobileNetV2 relatif konstan. Dengan demikian, sistem OOVALE tidak hanya unggul dari sisi akurasi klasifikasi, tetapi juga layak diterapkan sebagai sistem sortasi telur ayam ras berbasis *real time* yang terintegrasi dengan IoT dan *database* untuk mendukung kebutuhan industri peternakan modern.

### KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem sortasi *real time* keretakan telur ayam ras berbasis kecerdasan buatan yang terintegrasi dengan *database*. Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, serta pengujian yang telah dilakukan, tujuan penelitian tersebut dapat tercapai dan terjawab secara konsisten melalui hasil dan pembahasan yang diperoleh.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 yang diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi 4 mampu

melakukan klasifikasi telur ayam ras ke dalam kelas utuh dan retak dengan performa yang sangat baik. Sistem mencapai nilai akurasi sebesar 96,07%, dengan presisi, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 98%. Selain itu, pengujian kinerja *real time* menunjukkan bahwa sistem mampu beroperasi dengan rata-rata kecepatan 29,38 fps dan waktu inferensi rata-rata sebesar 35,92 ms, sehingga memenuhi kebutuhan operasi *real time* pada perangkat tepi.

Integrasi sistem dengan teknologi *Internet of Things* (IoT) dan *database* memungkinkan hasil sortasi tersimpan secara terpusat dan dapat dipantau secara daring, sehingga mendukung pencatatan data yang sistematis serta pengambilan keputusan berbasis data. Dengan demikian, sistem OOVALE tidak hanya mampu meningkatkan akurasi dan konsistensi proses sortasi telur ayam ras, tetapi juga memberikan solusi yang aplikatif dan relevan bagi modernisasi industri peternakan.

Sebagai prospek pengembangan, penelitian selanjutnya dapat diarahkan pada perluasan dataset dengan variasi kondisi pencahayaan, ukuran telur, dan tingkat keretakan cangkang untuk meningkatkan *robustness* dan generalisasi model. Selain itu, integrasi aktuator mekanis untuk sortasi fisik otomatis serta pengembangan *dashboard* pemantauan berbasis web dapat menjadi langkah lanjutan guna mendukung implementasi sistem pada skala industri yang lebih luas.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan apresiasi dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh dosen dan rekan mahasiswa Program Studi Teknologi Rekayasa Elektronika, Politeknik Negeri Lampung, atas dukungan, bimbingan, dan kesempatan yang telah diberikan selama pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan secara khusus kepada tim riset yang telah berkontribusi dalam mendukung pengembangan perangkat tepi pendeteksi keretakan telur ayam ras hingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada para peninjau dan pembaca artikel ini. Kritik dan saran yang diberikan sangat diharapkan sebagai bahan evaluasi dan pengembangan penelitian selanjutnya. Penulis berharap artikel ini dapat memberikan manfaat serta menjadi sumber inspirasi bagi pengembangan penelitian di bidang teknologi dan sistem cerdas.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. F. A. Pratama, A. L. Prasasti, and M. W. Paryasto, "Klasifikasi Ukuran dan Kualitas Telur Ayam Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Classification of Chicken Egg Quality and Size Using the Convolutional Neural Network Algorithm," *e-Proceeding Eng.*, vol. 10, no. 1, pp. 473–480, 2023.
- [2] H. K. Putri, B. H. Iswanto, and H. Suhendar, "Ayam Menggunakan Efficientnet Berbasis Citra Digital," vol. XIII, pp. 93–101, 2024.
- [3] N. IBRAHIM, S. SA'IDAH, B. HIDAYAT, and S. DARANA, "Klasifikasi Grade Telur Ayam Negeri secara non- Invasive menggunakan Convolutional Neural Network," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 2, p. 297, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.297.
- [4] R. Fajri and F. Fitria, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Pengembangan Real-Time Object Detection System pada Perangkat Single-Board Computer," *Media Online*, vol. 4, no. 2, pp. 1154–1162, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i2.1224.
- [5] H. Shah and T. R. Soomro, "Node . js Challenges in Implementation NodeJsChallengesinImplementation," *Glob. J. Comput. Sci. Technol. E Network, Network, Web Secur.*, vol. 17, no. 2, pp. 73–83, 2020.
- [6] et al. Santoso, B., "Penggunaan PHPMyAdmin dalam Pengelolaan Database MySQL," *J. Teknol. Inf.*, vol. Vol 1 No 2, no. 2, pp. 13(2), 45–56, 2022.
- [7] Adawiyah Ritonga and Yahfizham Yahfizham, "Studi Literatur Perbandingan Bahasa Pemrograman C++ dan Bahasa Pemrograman Python pada Algoritma Pemrograman," *J. Tek. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 56–63, 2023, doi: 10.55606/jutiti.v3i3.2863.
- [8] P. Setiaji, K. Adi, and B. Surarso, "Development of Classification Method for Determining Chicken Egg Quality Using GLCM-CNN Method," *Ing. des Syst. d'Information*, vol. 29, no. 2, pp. 397–407, 2024, doi: 10.18280/isi.290201.
- [9] A. Gandhi, D. S. Kusumo, and I. L. Sardi, "Lokakarya Etika Profesi dan Kerahasiaan Data pada Proyek Perangkat Lunak: Studi Kasus PT Neuronworks," *Bubungan Tinggi J. Pengabd. Masy.*, vol. 5, no. 4, p. 1510, Nov. 2023, doi: 10.20527/btjpm.v5i4.9387.
- [10] A. P. P Prasetyo, M. Irfansyah, K. Exaudi, and T. Wanda Septian, "Sistem Pemilah Sampah Organik Berbasis Raspberry Pi Menggunakan Klasifikasi CNN," *J. Sisfotenika*, vol. 13, no. 1, pp. 76–90, 2023, [Online]. Available: <http://sisfotenika.stmikpontianak.ac.id/index.php/ST>
- [11] D. Khan, M. Waqas, M. Tahir, S. U. Islam, and M. Amin, "Revolutionizing Real-Time Object Detection: YOLO and MobileNet SSD Revolutionizing Real-Time Object Detection: YOLO and MobileNet SSD IntegrationKhan, D., Waqas, M., Tahir, M., Islam, S. U., & Amin, M. (2023). Revolutionizing Real-Time Object Detection ," *jcbi.org*D Khan, M Waqas, M Tahir, SU Islam. M Amin. A Ishtiaq, L JanJournal Comput. Biomed. Informatics, 2023•jcbi.org, vol. 06, no. February 2024, 2023, [Online]. Available: <https://www.jcbi.org/index.php/Main/article/view/266>
- [12] J. W. Jolles, "Broad-scale applications of the Raspberry Pi: A review and guide for biologists," *Methods Ecol. Evol.*, vol. 12, no. 9, pp. 1562–1579, 2021, doi: 10.1111/2041-210X.13652.

- [13] J. A. J. Alsayaydeh, T. L. C. Jie, R. Bacarra, B. Ogunshola, and N. M. Yaacob, "Handwritten text recognition system using Raspberry Pi with OpenCV TensorFlow," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 15, no. 2, p. 2291, 2025, doi: 10.11591/ijece.v15i2.pp2291-2303.
- [14] M. Rybczak and K. Kozakiewicz, "Deep Machine Learning of MobileNet, Efficient, and Inception Models," *Algorithms*, vol. 17, no. 3, 2024, doi: 10.3390/a17030096.
- [15] F. Nurdiansyah *et al.*, "Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Deteksi," vol. 7, no. 1, pp. 40-47, 2024.