

Sistem BIMA: Integrasi IoT dan Deep Learning untuk Penyortiran Kualitas Telur Ayam

Mochammad Rifki Ulil Albaab¹⁾, Muhammad Hafidh Firmansyah²⁾, Reza Putra Pradana³⁾, Agung Muliawan^{4*)}, Bima Wahyu Maulana¹⁾

¹⁾ Teknik Komputer, Politeknik Negeri Jember

²⁾ Teknik Rekayasa Komputer, Politeknik Negeri Jember

³⁾ Teknik Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik Negeri Jember

⁴⁾ Manajemen Informatika, Politeknik Negeri Jember

*Correspondence: agung.muliawan@polije.ac.id

Abstract

The sorting of chicken eggs on farms is still generally carried out manually, which may result in subjective assessments, human errors, and inconsistencies. This study designed BIMA, an intelligent Internet of Things (IoT)-based system intended to integrate egg quality identification and sorting processes automatically. A Convolutional Neural Network (CNN) using the MobileNetV2 architecture was employed to identify and classify egg quality based on images. The system uses an ESP32 as the main controller, while an ESP32-CAM is utilized for image acquisition. Egg weight is measured using a Load Cell integrated with HX711, whereas an IR Obstacle Sensor detects the presence of eggs on the conveyor line. The transfer and sorting mechanisms are supported by a mini conveyor and a robot arm. Based on the classification results, eggs are categorized into four quality classes: Grade A, Grade B, Grade C, and Not Suitable (TL). The model was trained using 2,436 images through transfer learning, achieving a validation accuracy of 95.49% and an average F1-score of 95.3%. System testing on 100 eggs across five sessions yielded an accuracy of 72.0%. The Load Cell achieved a MAPE of 2.02%, while the IR Obstacle Sensor demonstrated reliable egg-presence detection. These results indicate that integrating CNN-MobileNetV2 with IoT has potential to support automated and real-time egg sorting.

Keywords: Internet of Things, CNN, MobileNetV2, egg classification, intelligent system

Abstrak

Proses penyortiran telur ayam di peternakan masih umumnya dilakukan secara manual sehingga berisiko menghasilkan penilaian subjektif, kesalahan manusia, dan ketidakkonsistenan. Penelitian ini merancang BIMA, sebuah sistem cerdas berbasis Internet of Things (IoT) yang ditujukan untuk mengintegrasikan proses identifikasi mutu dan penyortiran telur secara otomatis. Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 digunakan untuk mengenali dan menentukan kategori kualitas telur berdasarkan citra. Dalam implementasinya, ESP32 sebagai pengendali utama, sedangkan ESP32-CAM digunakan untuk menangkap citra telur. Pengukuran bobot dilakukan menggunakan Load Cell yang terintegrasi dengan HX711, sementara IR Obstacle Sensor berfungsi mendeteksi keberadaan telur pada jalur conveyor. Mekanisme pemindahan dan pengelompokan telur didukung oleh mini conveyor dan robot arm. Berdasarkan hasil klasifikasi, telur dikelompokkan ke dalam empat kelas mutu, yakni Grade A, Grade B, Grade C, dan Tidak Layak (TL). Model dilatih menggunakan 2.436 citra melalui transfer learning dan menghasilkan akurasi validasi 94,40% serta rata-rata F1-score 95,3%. Pengujian sistem terhadap 100 telur dalam lima sesi memperoleh akurasi 72,0%. Sensor Load Cell menghasilkan MAPE 2,02%, sedangkan sensor IR Obstacle mampu mendeteksi keberadaan telur dengan baik. Hasil menunjukkan bahwa integrasi CNN-MobileNetV2 dan IoT berpotensi mendukung otomatisasi penyortiran telur secara real-time.

Kata kunci: Internet of Things, CNN, MobileNetV2, Klasifikasi Telur, Sistem Cerdas

Received: 1 Agu 2026; **Reviewed:** 12 Sep 2026; **Accepted:** 25 Sept 2024; **Available Online:** 29 Sep 2026;

@ 2026 Inventor

PENDAHULUAN

Dalam rantai produksi dan distribusi telur, kualitas produk, efisiensi distribusi, dan kepercayaan konsumen merupakan aspek penting yang perlu diperhatikan untuk menjaga keberlanjutan dan daya saing usaha. Penilaian kualitas telur dapat dilakukan berdasarkan karakteristik fisik, seperti berat, kondisi cangkang, kebersihan, bentuk, serta keberadaan retakan atau kerusakan pada permukaan cangkang. Laporan penelitian mengacu pada standar mutu telur ayam konsumsi dan menggunakan karakteristik berat serta kondisi visual cangkang sebagai parameter utama dalam proses klasifikasi (Hartono & Muslikh, 2025).

Proses penyortiran manual membutuhkan tenaga manusia dan memiliki keterbatasan dalam hal kecepatan, konsistensi, serta objektivitas penilaian. Permasalahan tersebut semakin signifikan ketika telur yang harus diperiksa berjumlah besar. Perbedaan persepsi antaroperator dalam mengidentifikasi kondisi cangkang juga dapat menyebabkan hasil klasifikasi yang tidak seragam.

Sementara itu, Ibrahim et al. (2022) menerapkan Convolutional Neural Network (CNN) untuk melakukan klasifikasi grade telur secara non-invasive. Pendekatan tersebut menunjukkan bahwa metode berbasis computer vision memiliki potensi untuk meningkatkan objektivitas dan efisiensi proses grading dibandingkan penilaian secara manual. Namun, penelitian tersebut masih berfokus pada aspek klasifikasi dan belum mengintegrasikan teknologi Internet of Things (IoT) untuk mendukung pemrosesan, pengiriman data, serta pemantauan kondisi sistem secara real-time. Keterbatasan integrasi tersebut menjadi penting karena penerapan sistem grading pada lingkungan produksi tidak hanya membutuhkan kemampuan klasifikasi yang akurat, tetapi juga mekanisme pemantauan dan pengelolaan proses secara terintegrasi (Harahap & Kembaren, 2025).

Di sisi lain, Putra et al. (2024) telah mengembangkan sistem berbasis IoT yang memanfaatkan sensor berat, aktuator, dan mekanisme otomatis untuk melakukan pemisahan telur. Penelitian ini menunjukkan keunggulan pada aspek otomasi proses fisik, tetapi belum mengoptimalkan pemanfaatan computer vision atau model deep learning untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi karakteristik telur secara visual. Dengan demikian, kedua penelitian tersebut memiliki kontribusi yang saling melengkapi: Ibrahim et al. (2022) menekankan kemampuan klasifikasi berbasis citra, sedangkan Putra et al. (2024) menekankan otomasi dan integrasi IoT. Namun, masih terdapat celah penelitian berupa belum terintegrasinya kemampuan klasifikasi berbasis deep learning dengan sistem IoT dan mekanisme pemisahan telur secara otomatis dalam satu sistem yang mampu melakukan identifikasi, pengambilan keputusan, dan pemantauan secara real-time. Celah inilah yang menjadi dasar pengembangan penelitian ini.

Berdasarkan kajian penelitian terdahulu, masih terdapat kesenjangan dalam pengembangan sistem pengendalian mutu dan penyortiran telur yang mengintegrasikan proses identifikasi kualitas, pengukuran karakteristik fisik, penyortiran otomatis, dan pemantauan secara real-time dalam satu sistem yang terpadu. Penelitian terdahulu umumnya mengembangkan aspek-aspek tersebut secara terpisah, baik melalui pendekatan klasifikasi berbasis citra maupun pemanfaatan sensor dan mekanisme otomasi. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya pengembangan sistem yang tidak hanya mampu melakukan klasifikasi kualitas telur, tetapi juga mengintegrasikan hasil klasifikasi dengan proses penyortiran dan pemantauan secara otomatis. Dalam konteks tersebut, BIMA dikembangkan sebagai pendekatan untuk menjembatani kesenjangan antara kemampuan klasifikasi berbasis kecerdasan buatan dengan kebutuhan otomasi dan pemantauan proses penyortiran telur secara terintegrasi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menguji sistem BIMA (Berbasis Internet of Things dan Mesin Cerdas) untuk klasifikasi kualitas dan penyortiran telur ayam secara otomatis dan real-time. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk mengintegrasikan model klasifikasi berbasis CNN dengan data karakteristik fisik telur, mekanisme penyortiran otomatis, serta pemantauan berbasis IoT dalam satu prototipe sistem. Kinerja sistem selanjutnya dievaluasi berdasarkan performa model klasifikasi dan kemampuan sistem terintegrasi dalam menjalankan proses penyortiran secara otomatis dan real-time. Implementasi yang dikembangkan diharapkan dapat memperkuat pemanfaatan computer vision, deep learning, dan IoT dalam mendukung otomatisasi proses pengendalian mutu dan penyortiran telur pada sektor peternakan.

METODE

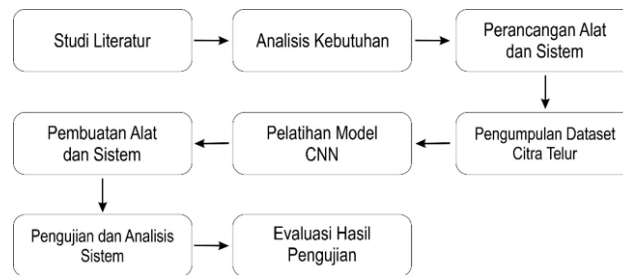
Penelitian ini menggunakan pendekatan pengembangan dan pengujian prototipe untuk menghasilkan sistem cerdas klasifikasi kualitas telur ayam berbasis *Internet of Things* (IoT). Penelitian dilaksanakan selama Januari–Mei 2026 dengan pengujian sistem secara langsung pada lokasi peternakan ayam petelur mitra di Desa Biting, Kecamatan Arjasa, Kabupaten Jember. Tahapan penelitian meliputi studi literatur, analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengumpulan dan persiapan dataset, pelatihan model CNN, implementasi perangkat keras dan perangkat lunak, pengujian, serta evaluasi sistem.

A. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara berurutan mulai dari identifikasi kebutuhan hingga evaluasi sistem. Studi literatur digunakan untuk menentukan pendekatan klasifikasi citra, arsitektur CNN, komponen IoT, sensor, dan mekanisme penyortiran yang sesuai. Setelah kebutuhan sistem diidentifikasi, pemilihan komponen perangkat keras dan perangkat lunak dilakukan sebagai acuan dalam pengembangan rancangan sistem.. (Siregar et al., 2024). Tahap berikutnya adalah perancangan sistem yang mencakup perangkat keras,

perangkat lunak, alur komunikasi IoT, dan mekanisme klasifikasi. Dataset citra telur kemudian dikumpulkan dari sumber publik, diberi label berdasarkan empat kategori kualitas, dan dilakukan preprocessing. Model CNN berbasis MobileNetV2 selanjutnya dilatih menggunakan pendekatan transfer learning. Setelah model diperoleh, dilakukan implementasi prototipe dan integrasi antara mikrokontroler, sensor, kamera, server, basis data, dan aplikasi mobile. Tahap akhir terdiri atas pengujian komponen, pengujian model CNN,

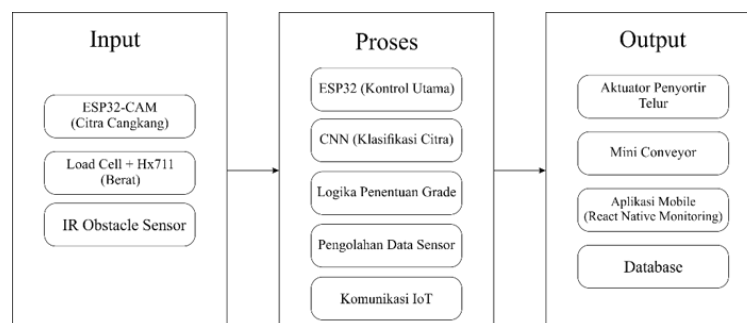
pengujian sistem terintegrasi, dan evaluasi kinerja berdasarkan hasil klasifikasi serta kestabilan sistem. Alur tersebut dirangkum pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

B. Perancangan Sistem BIMA

Sistem BIMA dirancang sebagai sistem terintegrasi yang menggabungkan perangkat akuisisi data, pemrosesan citra, komunikasi IoT, penyimpanan data, dan mekanisme penyortiran. Proses pemindahan telur dilakukan menggunakan mini conveyor, sedangkan penyortiran dikendalikan oleh robot arm sebagai aktuator. Pada sisi perangkat lunak, sistem terdiri atas model CNN-MobileNetV2 untuk klasifikasi citra, server untuk pemrosesan klasifikasi, basis data untuk penyimpanan hasil, serta aplikasi mobile berbasis React Native untuk monitoring dan pengendalian sistem (Samkayana, 2025). Arsitektur tersebut memungkinkan data dari perangkat keras dikirimkan ke server dan hasil klasifikasi dikembalikan untuk digunakan dalam proses penyortiran. Berikut merupakan diagram blok sistem BIMA pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Blok Sistem BIMA

Berdasarkan rancangan sistem, proses kerja BIMA dimulai ketika telur terdeteksi pada jalur *conveyor*. Sensor *IR Obstacle* memberikan informasi keberadaan telur kepada ESP32. Selanjutnya, sistem melakukan pengukuran berat menggunakan *Load Cell* dan mengambil citra cangkang telur menggunakan ESP32-CAM. ESP32 kemudian memberikan *trigger* kepada ESP32-CAM untuk melakukan pengambilan citra. Citra yang diperoleh dikirimkan ke server untuk melalui tahap *preprocessing* dan klasifikasi menggunakan model CNN berbasis MobileNetV2. Hasil klasifikasi berupa Grade A, Grade B, Grade C, atau TL digunakan sebagai dasar proses penyortiran. ESP32 menerima hasil klasifikasi tersebut dan mengendalikan *robot arm* untuk memindahkan telur ke wadah sesuai kategori. Data hasil pengukuran dan klasifikasi selanjutnya dikirimkan melalui sistem IoT dan ditampilkan pada aplikasi mobile secara *real-time*.

C. Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa data citra sekunder yang diperoleh melalui sejumlah repositori serta sumber data terbuka. Seluruh citra kemudian melalui proses pengelompokan berdasarkan tingkat kualitas telur ke dalam empat kategori, yaitu Grade A, Grade B, Grade C, dan Tidak Layak (TL). Pelabelan dilakukan berdasarkan karakteristik kualitas telur yang digunakan dalam penelitian. Total dataset yang digunakan untuk pelatihan model berjumlah 2.436 citra, dengan distribusi 600 citra untuk Grade A, 600 citra untuk Grade B, 600 citra untuk Grade C, dan 636 citra untuk kategori TL. Sebelum digunakan sebagai masukan model, seluruh citra melalui tahap preprocessing. Tahap prapemrosesan

dilakukan dengan mengubah dimensi citra menjadi 224×224 piksel serta menormalisasi nilai piksel untuk menyesaikannya dengan kebutuhan input model MobileNetV2. Dataset selanjutnya

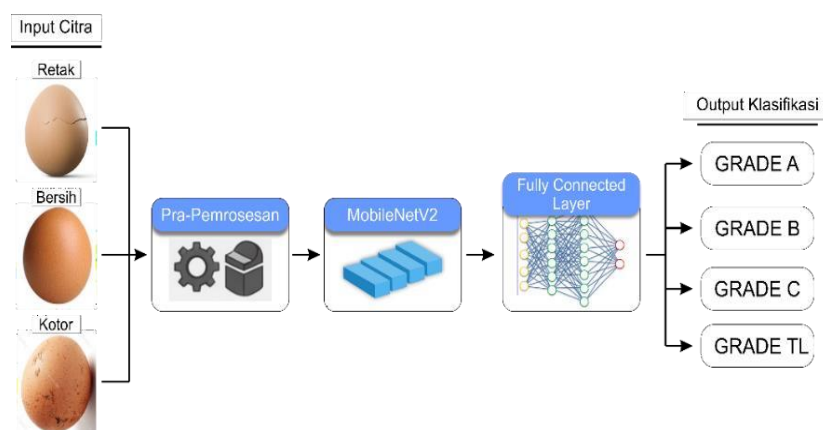
dibagi untuk kebutuhan pelatihan dan evaluasi. Laporan penelitian menyebutkan pembagian dataset dengan rasio 80:20 untuk data pelatihan dan pengujian, dengan pengambilan sampel secara acak untuk mengurangi potensi bias. Berikut merupakan distribusi dataset citra telur pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset Citra Telur

No	Kelas	Jumlah Citra
1	Grade A	600
2	Grade B	600
3	Grade C	600
4	Tidak Layak (TL)	636
5	Total	2.436

D. Pelatihan Model CNN-MobileNetV2

Tahap identifikasi kualitas telur dilakukan dengan menerapkan Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur MobileNetV2. Pemilihan MobileNetV2 didasarkan pada karakteristik arsitekturnya yang relatif ringan dan memiliki efisiensi komputasi, sehingga sesuai untuk diimplementasikan pada lingkungan IoT yang memiliki keterbatasan sumber daya pemrosesan (Santosa et al., 2025). Penelitian ini menerapkan pendekatan transfer learning dengan memanfaatkan MobileNetV2 yang sebelumnya telah dilatih pada dataset ImageNet sebagai dasar dalam proses ekstraksi fitur. Selanjutnya, bagian classifier disesuaikan agar menghasilkan empat kelas prediksi, yaitu Grade A, Grade B, Grade C, dan Tidak Layak (TL). Proses pembelajaran model dilakukan menggunakan pembagian data menjadi data latih dan data validasi. Performa model dipantau pada setiap epoch melalui perubahan nilai accuracy dan loss (Bengua et al., 2022). Pemantauan tersebut digunakan untuk mengevaluasi perkembangan proses pembelajaran sekaligus mengidentifikasi indikasi terjadinya overfitting (Saputro et al., 2025). Model dengan kinerja terbaik kemudian disimpan dan digunakan pada tahap implementasi sistem. Berikut merupakan alur klasifikasi pada Gambar 3



Gambar 3. Alur Klasifikasi Citra Menggunakan CNN-MobileNetV2

Pada tahap implementasi, citra telur yang diperoleh dari ESP32-CAM dikirimkan ke server. Setelah *preprocessing*, citra diproses oleh model MobileNetV2 untuk menghasilkan probabilitas masing-masing kelas. Kelas dengan hasil prediksi yang digunakan sistem menjadi label kualitas telur.

E. Implementasi Perangkat Keras dan IoT

Setelah model klasifikasi diperoleh, perangkat keras dirakit dan diintegrasikan sesuai rancangan. ESP32 digunakan sebagai pengendali utama yang berkomunikasi dengan sensor dan aktuator. ESP32-CAM digunakan untuk memperoleh citra cangkang telur, sedangkan Load Cell yang terhubung dengan modul HX711 digunakan untuk memperoleh nilai berat. Sensor IR Obstacle ditempatkan pada jalur conveyor untuk mendeteksi keberadaan telur (Sejati et al., 2025). Ketika telur terdeteksi, sistem mengatur proses pengambilan citra dan pengukuran berat. Setelah hasil klasifikasi diperoleh dari server, ESP32 mengendalikan robot arm untuk melakukan penyortiran berdasarkan kategori kualitas. Data hasil klasifikasi, berat telur, dan informasi proses dikirimkan ke server/basis data melalui koneksi IoT. Aplikasi mobile berbasis React Native digunakan untuk menampilkan hasil klasifikasi dan menyediakan fungsi pengendalian kecepatan conveyor.

F. Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan pada tiga aspek utama, yaitu perangkat keras, model klasifikasi, dan sistem terintegrasi.

F.1 Pengujian Perangkat Keras

Pengujian dilakukan dalam beberapa skenario untuk mengetahui keberhasilan dan kestabilan sensor dalam mendeteksi objek. MAPE dihitung menggunakan persamaan (Syahputra & Santoso, 2025) :

$$MAPE = \frac{\sum |Error|}{n} \dots \dots \dots (1)$$

|Error| = nilai error absolut

n = jumlah data pengujian

F.2 Pengujian Model CNN

G. Pengujian Sistem Terintegrasi

Pengujian sistem terintegrasi dilakukan untuk mengevaluasi kinerja BIMA ketika seluruh komponen bekerja secara bersamaan dalam kondisi nyata. Pengujian dilakukan pada lokasi peternakan mitra di Desa Biting, Kecamatan Arjasa, Kabupaten Jember. Pengujian dilakukan terhadap 100 butir telur dalam lima sesi pengujian. Kinerja sistem dinilai berdasarkan kesesuaian antara hasil klasifikasi sistem dengan kategori telur yang telah ditentukan serta kestabilan proses selama pengujian.

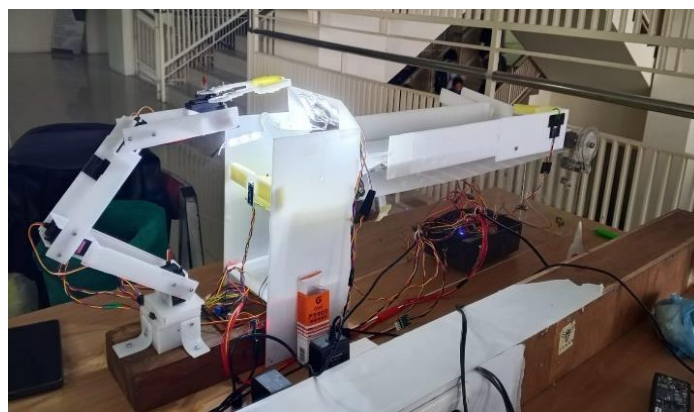
H. Analisis Komparatif CNN dan YOLO

Selain pengujian CNN, penelitian juga melakukan analisis komparatif terhadap pendekatan YOLO yang dikembangkan dalam tim penelitian. Perbandingan dilakukan berdasarkan tujuan penggunaan model, kompleksitas arsitektur, kebutuhan komputasi, dan performa klasifikasi (Wibawa & Naufal, 2023). CNN-MobileNetV2 digunakan sebagai pendekatan utama karena sistem BIMA berfokus pada klasifikasi kualitas satu objek telur, sehingga tidak memerlukan proses lokalisasi atau bounding box (Feby, 2025). Sementara itu, YOLO merupakan pendekatan object detection yang melakukan lokalisasi dan klasifikasi objek secara bersamaan (Nasiri et al., 2020). Perbandingan tersebut digunakan sebagai analisis tambahan untuk menentukan pendekatan yang paling sesuai dengan kebutuhan klasifikasi kualitas telur pada sistem BIMA.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Sistem BIMA

Hasil perancangan menghasilkan prototipe sistem BIMA yang mengintegrasikan perangkat keras, perangkat lunak, dan model kecerdasan buatan dalam satu sistem klasifikasi dan penyortiran telur ayam. Komponen elektronik dan modul pendukung ditempatkan pada bagian kotak kontrol yang terintegrasi dengan rangka sistem. Berikut merupakan gambar prototipe sistem BIMA



Gambar 4. Prototipe Sistem BIMA

Pada implementasinya, sistem bekerja secara berurutan. Sensor IR1 mendeteksi keberadaan telur dan mengaktifkan *conveyor*. Telur kemudian bergerak menuju area pengukuran hingga sensor IR2 mendeteksi posisi telur dan menghentikan *conveyor*. Pada posisi tersebut sistem melakukan pengukuran berat menggunakan *Load Cell* dan pengambilan citra menggunakan ESP32-CAM. Citra selanjutnya dikirimkan ke server untuk diproses menggunakan model CNN-MobileNetV2. Hasil klasifikasi kemudian digunakan sebagai

dasar proses penyortiran oleh *robot arm*.

Implementasi menunjukkan bahwa seluruh komponen utama dapat bekerja dalam satu rangkaian proses otomatis, mulai dari deteksi telur, pengukuran berat, pengambilan citra, klasifikasi, hingga penyortiran. Namun, pengujian juga menunjukkan bahwa kinerja sistem masih dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan dan kestabilan koneksi jaringan ketika citra dikirimkan ke server.

B. Hasil Pengujian Sensor

B.1 Pengujian Load Cell

Evaluasi sensor Load Cell dilakukan dengan membandingkan hasil pembacaan sistem terhadap timbangan digital sebagai instrumen acuan. Pengujian dilakukan sebanyak 100 kali pengukuran, dengan sebagian hasil pengujian disajikan sebagai representasi pada Tabel 1.

Tabel 2. Hasil Pengujian Sensor Load Cell

No.	Berat Referensi (g)	Berat Sistem (g)	Error
1	80	80,54	0,68%
2	67	66,03	-1,45%
3	63	62,91	-0,14%
4	58	59,24	2,14%
5	64	63,39	-0,95%
6	72	73,03	1,43%
7	55	56,99	3,62%
8	77	75,11	-2,45%
9	61	63,48	4,07%
10	70	68,47	-2,19%

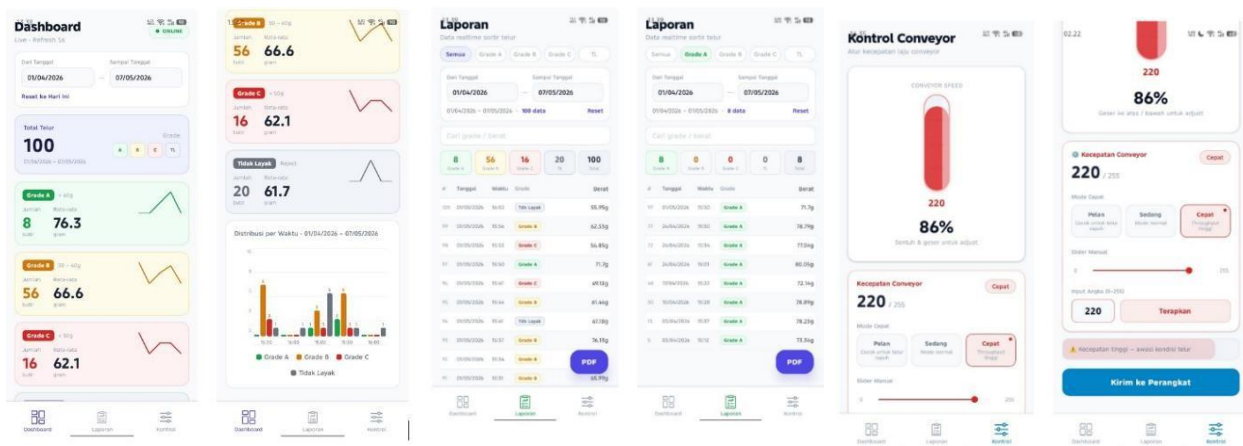
Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebagian besar selisih pengukuran berada pada kisaran 0–3 gram terhadap timbangan digital. Berdasarkan 100 kali pengujian, diperoleh nilai MAPE sebesar 2,02%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sensor *Load Cell* memiliki tingkat kesalahan pengukuran yang relatif kecil dan dapat digunakan sebagai salah satu parameter pendukung klasifikasi kualitas telur. Perbedaan pembacaan antara sensor dan timbangan referensi dapat dipengaruhi oleh posisi telur pada area penimbangan, kestabilan permukaan sensor, getaran *conveyor*, serta sensitivitas sensor terhadap perubahan beban. Kondisi tersebut menjadi penting karena proses penimbangan dilakukan dalam sistem otomatis, sehingga kestabilan mekanis pada area *Load Cell* dapat memengaruhi ketepatan data berat yang digunakan dalam menentukan *grade* akhir.

B.2 Pengujian Sensor IR Obstacle

Sensor *IR Obstacle* digunakan pada dua posisi dengan fungsi berbeda. Sensor IR1 digunakan untuk mendeteksi keberadaan telur dan mengaktifkan pergerakan *conveyor*, sedangkan IR2 digunakan untuk mendeteksi posisi telur dan menghentikan *conveyor* pada area pengambilan citra dan penimbangan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sensor dapat menjalankan fungsi deteksi objek dengan baik. Meskipun demikian, ditemukan beberapa kondisi berupa delay respons dan *false trigger*. Kondisi tersebut berkaitan dengan sensitivitas sensor, pencahayaan lingkungan, dan posisi telur yang tidak selalu tepat berada pada titik pembacaan sensor. Dengan demikian, sensor IR dapat dikatakan berfungsi dengan baik sebagai komponen pengendali aliran proses, tetapi kestabilan deteksi masih perlu ditingkatkan agar sistem dapat bekerja lebih konsisten pada kondisi operasional yang berbeda.

C. Implementasi dan Pengujian Aplikasi Mobile

Aplikasi mobile BIMA dikembangkan menggunakan React Native sebagai antarmuka monitoring dan pengendalian sistem. Aplikasi terhubung dengan basis data sehingga informasi hasil sortir, berat telur, dan status sistem dapat ditampilkan secara real-time. Aplikasi memiliki tiga fungsi utama, yaitu Dashboard, Laporan, dan Kontrol Conveyor. Berikut merupakan tampilan aplikasi BIMA Pada Gambar 5

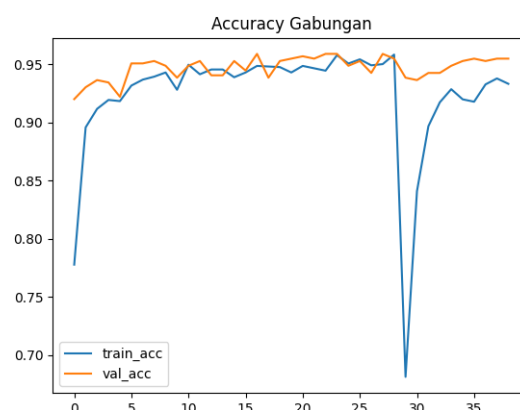


Gambar 5. Tampilan Dashboard Aplikasi BIMA

Dashboard menyajikan informasi jumlah telur pada setiap kategori, meliputi Grade A, Grade B, Grade C, dan TL. Informasi diperbarui secara berkala setiap lima detik serta dilengkapi status koneksi dan grafik distribusi hasil penyortiran berdasarkan waktu. Menu Laporan menyediakan riwayat penyortiran secara detail yang dapat difilter berdasarkan kategori dan periode tanggal, dengan informasi berupa tanggal, waktu, grade, dan berat telur. Sementara itu, menu Kontrol Conveyor memungkinkan operator mengatur kecepatan conveyor melalui slider dengan rentang 0–255. Pada pengujian, nilai kecepatan ditetapkan sebesar 220 atau sekitar 86%, kemudian dikirim melalui jaringan dan diterapkan pada motor secara real-time. Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi mampu mengintegrasikan fungsi pemantauan dan pengendalian dengan sistem BIMA. Dengan demikian, penerapan IoT pada sistem tidak terbatas pada transmisi data sensor, tetapi juga mendukung monitoring dan pengaturan parameter operasional melalui perangkat mobile..

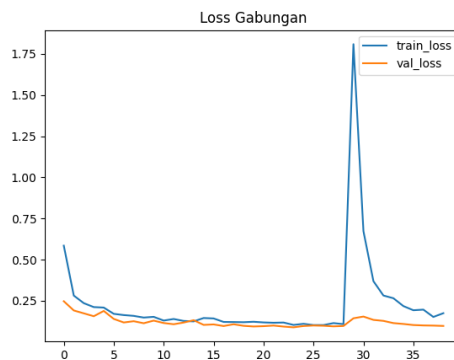
3.4 Hasil Pelatihan Model CNN-MobileNetV2

Data yang digunakan terdiri dari 2.436 citra, dengan distribusi 600 citra untuk masing-masing Grade A, B, dan C, serta 636 citra pada kategori TL. Dataset selanjutnya dipisahkan menjadi data pelatihan dan validasi menggunakan perbandingan 80:20. Pada tahap persiapan data, seluruh citra diseragamkan ke ukuran 224×224 piksel dan dilakukan normalisasi. Untuk memperkaya variasi data pelatihan sekaligus meminimalkan potensi overfitting, diterapkan augmentasi berupa rotasi, zoom, pergeseran, dan flipping. Perkembangan performa model selama proses pelatihan ditunjukkan melalui grafik akurasi data pelatihan dan validasi pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik Accuracy Training dan Validasi

Grafik pelatihan menunjukkan bahwa nilai *accuracy* training dan validasi meningkat secara bertahap hingga berada pada kisaran 95–96%. Perbedaan antara kedua kurva relatif kecil sehingga selama proses pelatihan tidak terlihat indikasi *overfitting* yang signifikan. Berikut merupakan grafik loss training dan validasi pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Loss Training dan Validasi

Berdasarkan hasil evaluasi model, diperoleh akurasi sebesar 94,40%. Metrik per kelas menunjukkan bahwa Grade A memperoleh precision 88%, recall 98%, dan F1-score 93%; Grade B memperoleh 96%, 89%, dan 92%; Grade C memperoleh 98%, 97%, dan 97%; sedangkan TL memperoleh 100%, 98%, dan 99%. Nilai rata-rata precision dan recall masing-masing sebesar 95,5%, sedangkan rata-rata F1-score sebesar 95,3%.

Tabel 3. Evaluasi Model CNN pada Data Validasi

Grade	Precision	Recall	F1-Score
A	88%	98%	93%
B	96%	89%	92%
C	98%	97%	97%
TL	100%	98%	99%
Rata-rata	95,5%	95,5%	95,3%

Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mempelajari pola visual pada dataset pelatihan dengan baik. Kinerja tertinggi diperoleh pada kelas TL, sedangkan Grade A memiliki *precision* yang relatif lebih rendah. Hal ini menunjukkan adanya sebagian citra dari kelas lain yang memiliki karakteristik visual menyerupai Grade A.

3.5 Pengujian Model CNN pada Data Baru

Untuk mengetahui kemampuan generalisasi model, dilakukan pengujian menggunakan 54 citra baru yang diperoleh melalui kamera telepon seluler dan diberi label secara manual. Data terdiri atas 18 citra Grade A, 15 Grade B, 11 Grade C, dan 10 TL. Berikut merupakan tabel Classification Report CNN pada Data Baru

Tabel 4. Classification Report CNN pada Data Baru

Grade	Precision	Recall	F1-Score
A	0%	0%	0%
B	33%	100%	50%
C	0%	0%	0%
TL	67%	60%	63%
Rata-rata (macro)	22%	39%	26%

Akurasi pada pengujian data baru mencapai 38,89%. Hasil ini berbeda cukup jauh dibandingkan akurasi validasi sebesar 94,40%. Model menunjukkan kecenderungan kuat untuk memprediksi citra ke dalam Grade B. Seluruh data Grade B berhasil dikenali sebagai Grade B, tetapi Grade A dan Grade C tidak berhasil dikenali dengan benar. Kelas TL masih dapat dikenali sebagian dengan F1-score sebesar 63%. Perbedaan tersebut menunjukkan adanya kesenjangan generalisasi antara data yang digunakan dalam pelatihan/validasi dengan data baru. Faktor yang disebutkan dalam laporan meliputi perbedaan pencahayaan, posisi telur, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang. Selain itu, karakteristik visual Grade A, B, dan C relatif mirip sehingga lebih sulit dibedakan dibandingkan telur TL yang memiliki kerusakan visual lebih jelas.

3.6 Pengujian Sistem Terintegrasi

Pengujian sistem terintegrasi dilakukan di lokasi peternakan mitra di Desa Biting, Kecamatan Arjasa, Kabupaten Jember. Pengujian melibatkan 100 butir telur dalam lima sesi, masing-masing sebanyak 20 telur. Sistem diuji mulai dari proses deteksi telur, pergerakan conveyor, pengukuran berat, pengambilan citra, klasifikasi, hingga penyortiran berdasarkan grade.

Tabel 5. Akurasi Sistem pada Lima Sesi Pengujian

No.	Tanggal	Jumlah Telur	Benar	Salah	Akurasi
1	03 April 2026	20	13	7	65,0%
2	10 April 2026	20	13	7	65,0%
3	17 April 2026	20	14	6	70,0%
4	24 April 2026	20	14	6	70,0%
5	01 Mei 2026	20	18	2	90,0%

Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 72,0%. Sesi terbaik terjadi pada 1 Mei 2026 dengan akurasi 90%, sedangkan akurasi terendah sebesar 65% terjadi pada dua sesi pertama. Variasi tersebut menunjukkan bahwa performa sistem dipengaruhi oleh kondisi pengujian lapangan. Hasil ini memperlihatkan bahwa sistem mampu mempertahankan kemampuan klasifikasi yang cukup baik pada kondisi lapangan, meskipun nilainya lebih rendah daripada hasil validasi model. Penurunan tersebut terutama berkaitan dengan variasi pencahayaan, posisi telur yang tidak stabil ketika citra diambil, delay komunikasi ESP32-server, serta delay dan *false trigger* pada sensor IR.

3.7 Perbandingan CNN dan YOLO

Penelitian juga melakukan analisis komparatif antara CNN-MobileNetV2 dan YOLO pada 100 telur yang sama. Dalam sistem BIMA, CNN digunakan sebagai metode utama klasifikasi kualitas telur, sedangkan YOLO digunakan sebagai pendekatan pendukung untuk deteksi objek pada sistem yang lebih luas. Hasil pengujian gabungan CNN dan YOLO memperoleh akurasi 70,0%, sedikit lebih rendah dibandingkan CNN saja yang mencapai 72,0%.

Tabel 6. Perbandingan Kinerja CNN dan YOLO

Aspek	CNN-MobileNetV2	YOLO
Jenis metode	Klasifikasi citra	<i>Object detection</i>
Lokalisasi objek	Tidak diperlukan	Diperlukan
Kompleksitas	Relatif sederhana	Lebih kompleks
Kebutuhan komputasi	Relatif ringan	Lebih tinggi
Akurasi lapangan	72,0%	44,0%
Precision rata-rata	73,6%	39,5%
Recall rata-rata	70,3%	43,5%
Kesesuaian BIMA	Sangat sesuai	Kurang optimal

Hasil tersebut menunjukkan bahwa CNN-MobileNetV2 lebih sesuai untuk kebutuhan klasifikasi kualitas telur pada BIMA. CNN tidak membutuhkan proses *bounding box* karena objek yang dianalisis merupakan satu telur dalam satu frame. Kondisi tersebut membuat proses klasifikasi menjadi lebih sederhana dan sesuai dengan keterbatasan komputasi pada sistem IoT. Sebaliknya, YOLO memiliki keunggulan pada kemampuan mendeteksi dan melokalisasi objek. Namun, pada pengujian klasifikasi kualitas telur, YOLO memperoleh akurasi 44,0%. Model juga menunjukkan kecenderungan memprediksi kelas TL secara berlebihan dan tidak berhasil mengenali Grade A pada pengujian tersebut. Perbedaan performa tersebut menunjukkan bahwa pemilihan model perlu disesuaikan dengan tujuan sistem. Untuk BIMA yang berfokus pada klasifikasi kualitas satu objek telur, MobileNetV2 lebih sesuai dibandingkan menggunakan model *object detection* yang memiliki kompleksitas lebih tinggi.

SIMPULAN

BIMA dikembangkan sebagai solusi otomatis untuk mengenali dan mengelompokkan kualitas telur ayam dengan memanfaatkan teknologi IoT dan metode CNN-MobileNetV2. Perangkat yang digunakan meliputi ESP32-CAM, Load Cell, IR Obstacle, conveyor, robot arm, serta aplikasi mobile yang bekerja secara terintegrasi. Proses pelatihan menggunakan 2.436 citra menghasilkan akurasi validasi sebesar 94,40% dengan rata-rata F1-score mencapai 95,3%. Namun, ketika diterapkan pada kondisi nyata, pengujian terhadap 100 butir telur menghasilkan akurasi sebesar 72,0%. Dari sisi pengukuran berat, sensor Load Cell

menunjukkan tingkat kesalahan yang relatif rendah dengan nilai MAPE sebesar 2,02%. Secara keseluruhan, sistem telah mampu menjalankan klasifikasi dan penyortiran secara otomatis, tetapi hasil implementasinya masih dipengaruhi oleh faktor lingkungan dan teknis, khususnya pencahayaan, orientasi telur, serta kestabilan koneksi. Oleh karena itu, penelitian berikutnya perlu memperluas keragaman citra, mengoptimalkan pencahayaan, dan memperbaiki keandalan komunikasi agar kinerja sistem dapat meningkat ketika digunakan pada lingkungan operasional sebenarnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggraini, R., Antony, F., & Praditya, N. W. P. Y. (2024). PERANCANGAN SISTEM PENDETEKSI KUALITAS TELUR AYAM BERBASIS IoT (INTERNET OF THINGS) MENGGUNAKAN MIKROKONTROLER ESP32. *Journal of Intelligent Networks and IoT Global*, 2(2), 50–59. <https://doi.org/10.36982/jinig.v2i2.4955>
- Bengua, J. B. L., et al. (2022). Salted egg cleaning and grading system using machine vision. *2022 IEEE World AI IoT Congress (AIIoT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/AIIoT54504.2022.9817366>
- Feby, F. (2025). PERANCANGAN SISTEM KONVEYOR OTOMATIS BERBASIS PLC DAN IOT UNTUK DETEKSI SERTA PENGHITUNGAN TELUR MENGGUNAKAN SENSOR INFRARED. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3S1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.7565>
- Harahap, L. S., & Kembaren, M. F. H. (2025). Klasifikasi Objek Menggunakan Convolutional Neural Network pada Citra Satelit. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(2), 4663–4667. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i2.1306>
- Hartono, A. C., & Muslikh, A. R. (2025). Penerapan Transfer Learning MobileNetV2 Pada Klasifikasi Citra Jenis Buah-Buahan. *Journal of Information System and Application Development*, 3(2), 103–111. <https://doi.org/10.26905/jisad.v3i2.16187>
- Ibrahim, N., SAË™IDAH, S., Hidayat, B., & Darana, S. (2022). Klasifikasi Grade Telur Ayam Negeri secara non- Invasive menggunakan Convolutional Neural Network. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10(2), 297. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v10i2.297>
- Nasiri, A., Omid, M., & Taheri-Garavand, A. (2020). An automatic sorting system for unwashed eggs using deep learning. *Journal of Food Engineering*, 283, 110036. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2020.110036>
- Putra, F. N., Lestariningsih, L., Tricahyo, V. A., & Lestari, F. S. (2024). Sistem Grading Kualitas Telur Ayam Konsumsi berdasarkan Citra Kerabang Menggunakan Convolutional Neural. *Briliant: Jurnal Riset dan Konseptual*, 9(3), 740–748. <https://doi.org/10.28926/briliant.v9i3.2014>
- Putri, H. K., Iswanto, B. H., & Suhendar, H. (2025). CLASSIFICATION OF CHICKEN EGG SHELL QUALITY USING EFFICIENTNET BASED ON DIGITAL IMAGES: KLASIFIKASI KUALITAS CANGKANG TELUR AYAM MENGGUNAKAN EFFICIENTNET BERBASIS CITRA DIGITAL. *Joint Prosiding IPS Dan Seminar Nasional Fisika*, 13, 93–101. <https://doi.org/10.21009/03.1301.FA13>
- Samkayana, I. N. W. R. S. R. (2025). IMPLEMENTASI FIREBASE REALTIME DATABASE PADA SMART CAT FEEDER BERBASIS MIKROKONTROLER ESP32. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.7198>
- Santosa, R. R., Sasikirana, A., Ramadhan, Z. L., Satria, Y. P. B., & Nugroho, A. (2025). Perbandingan Kinerja MobileNetV2 dan ResNet50V2 dalam Klasifikasi Tingkat Kematangan Tomat. *Indonesian Journal of Science, Technology and Humanities*, 3(1), 49–56. <https://doi.org/10.60076/ijstech.v3i1.1335>
- Saputro, A. K., Rahmawati, D., Febriana, I., Ibadillah, A. F., Ulum, M., & Haryanto, H. (2025). Implementation of Inverse Kinematics System in Robotic Arm for Glass Pick and Place Operations. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 7(1), 63–69. <https://doi.org/10.37905/jjee.v7i1.28169>
- Sejati, B. U., Triyo, H., & Sobur, S. (2025). Sistem Pemantauan Gudang Berbasis ESP32-Cam untuk Deteksi Gerakan dan Keberadaan Objek. *Just IT : Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, dan Komputer*, 356–361. <https://doi.org/10.24853/justit.15.2.356>
- Siregar, Y. S., Sembiring, B. O., Rahayu, E., Hasdiana, H., & Franchitika, R. (2024). Pemanfaatan Aplikasi MySQL untuk Membantu Siswa SMK Swasta Nur Azizi dalam Pengolahan Data. *Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 3(2), 229–240. <https://doi.org/10.70340/japamas.v3i2.185>

- Syahputra, M., & Santoso, A. I. (2025). Rancang Bangun Sistem Absensi Otomatis Berbasis RFID Dan ESP32 Di Kampus AMIK Polibisnis Perdagangan. *Jurnal Minfo Polgan*, 14(1), 614–622. <https://doi.org/10.33395/jmp.v14i1.14816>
- Wibawa, Y. E., & Naufal, M. (2023). PEMBANGUNAN PERANGKAT LUNAK KOMUNITAS MEDIA MUSIK DENGAN FRAMEWORK REACT NATIVE DAN FIREBASE BERBASIS ANDROID DAN IOS. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, 6(2), 160–170. <https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v6i2.515>