

ISSN (ONLINE) 2598-9936



INDONESIAN JOURNAL OF INNOVATION STUDIES
PUBLISHED BY
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SIDOARJO

Indonesian Journal of Innovation Studies

Vol. 27 No. 1 (2026): January

DOI: 10.21070/ijins.v27i1.1873

Table Of Contents

Journal Cover	1
Author[s] Statement	3
Editorial Team	4
Article information	5
Check this article update (crossmark)	5
Check this article impact	5
Cite this article.....	5
Title page	6
Article Title	6
Author information	6
Abstract	6
Article content	8

Originality Statement

The author[s] declare that this article is their own work and to the best of their knowledge it contains no materials previously published or written by another person, or substantial proportions of material which have been accepted for the published of any other published materials, except where due acknowledgement is made in the article. Any contribution made to the research by others, with whom author[s] have work, is explicitly acknowledged in the article.

Conflict of Interest Statement

The author[s] declare that this article was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Copyright Statement

Copyright © Author(s). This article is published under the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0) licence. Anyone may reproduce, distribute, translate and create derivative works of this article (for both commercial and non-commercial purposes), subject to full attribution to the original publication and authors. The full terms of this licence may be seen at <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/legalcode>

Indonesian Journal of Innovation Studies

Vol. 27 No. 1 (2026): January

DOI: 10.21070/ijins.v27i1.1873

EDITORIAL TEAM

Editor in Chief

Dr. Hindarto, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Managing Editor

Mochammad Tanzil Multazam, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Editors

Fika Megawati, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Mahardika Darmawan Kusuma Wardana, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Wiwit Wahyu Wijayanti, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Farkhod Abdurakhmonov, Silk Road International Tourism University, Uzbekistan

Bobur Sobirov, Samarkand Institute of Economics and Service, Uzbekistan

Evi Rinata, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

M Faisal Amir, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Dr. Hana Catur Wahyuni, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

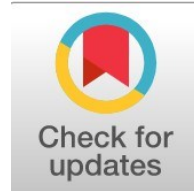
Complete list of editorial team ([link](#))

Complete list of indexing services for this journal ([link](#))

How to submit to this journal ([link](#))

Article information

Check this article update (crossmark)



Check this article impact (*)



Save this article to Mendeley



(*) Time for indexing process is various, depends on indexing database platform

Developing a Supply Chain Management Application for Laying Hens with Integrated Egg Quality Detection Based on Computer Vision (Case Study of a Laying Hen MSME)

Pengembangan Aplikasi Manajemen Rantai Pasok untuk Ayam Petelur dengan Deteksi Kualitas Telur Terintegrasi Berbasis Penglihatan Komputer (Studi Kasus Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) Ayam Petelur)

Lutfia Bamatraf, lutfiabamatraf81@gmail.com (*)

Logistics Engineering Technology, Politeknik Kampar, Bangkinang, Indonesia

Rahmad Akbar, rahmadakbar@poltek-kampar.ac.id

International Business Administrasion, Politeknik Kampar, Indonesia

Zumardi Rahman, lutfiabamatraf81@gmail.com

Informatics Engineering, Universitas Metamedia, Padang, Indonesia

Belia Afifah, beliaafifah96@gmail.com

Logistics Engineering Technology, Politeknik Kampar, Bangkinang, Indonesia

Nurkholis, nurkholis11151996@gmail.com

Logistics Engineering Technology, Politeknik Kampar, Bangkinang, Indonesia

(*) Corresponding author

Abstract

Manual egg grading and fragmented supply chain management in poultry SMEs often cause inconsistent egg quality decisions, inaccurate inventory records, and avoidable distribution losses. This study aims to develop and evaluate an integrated supply chain management system that embeds computer vision-based egg quality detection to improve real-time operational control and decision-making. The system is implemented as a digital SCM application connected to a convolutional neural network model trained on 1,200 labeled egg images across five quality categories (good, cracked, dirty, fertile, non-fertile), with performance assessed using accuracy, precision, recall, F1-score, and inference time, alongside before-after operational and economic measurements in an SME workflow. Results show the CNN achieves 92% validation accuracy with average precision 0.92, recall 0.94, F1-score 0.93, and 0.11 seconds per egg inference, enabling practical real-time classification. After integration, egg sorting accuracy increases from 75.5% to 90.2%, inspection time decreases by 81.3%, sorting capacity rises 5.3×, and inventory accuracy improves from 82% to 98%, reducing daily stock discrepancies by 85%. The novelty lies in tightly coupling computer vision quality outputs with SCM inventory and distribution modules, creating immediate stock updates and automated control points. The findings imply that AI-enabled digital supply chain management strengthens quality assurance, inventory optimization, and SME profitability, supporting scalable modernization of food supply chains through deployable computer vision systems.

Highlights:

- Integrated computer vision raises egg sorting accuracy from 75.5% to 90.2%.
- Real-time CNN classification reaches 92% validation accuracy with 0.11 s inference.
- Digital SCM lifts inventory accuracy to 98% and delivers 193% ROI payback.

Keywords: Computer Visio, Supply Chain Management, Egg Quality Detection, Convolutional Neural Network, Poultry SMEs, Inventory Optimization

Published date: 2025-12-24

Pendahuluan

Era revolusi saat ini sedang marak dengan teknologi digital Industri 4.0 yang banyak membuka peluang berbagai macam peluang transformasi di berbagai bidang salah satunya adalah industri pertanian dan peternakan [1]. Digitalisasi proses bisnis menjadi kunci dalam meningkatkan efisiensi, produktivitas, dan daya saing, terlebih bagi usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) yang menjadi tulang punggung perekonomian nasional. UMKM di Indonesia semakin dituntut untuk lebih mengadopsi berbagai teknologi yang inovatif, sehingga mampu mempertahankan dan meningkatkan daya saing yang kompetitif [2]. Adopsi teknologi digital pada UMKM pertanian dan peternakan dapat meningkatkan efisiensi operasional hingga 35% dan memperluas jangkauan pasar hingga 40% [3].

Industri peternakan ayam petelur merupakan salah satu subsektor strategis dalam penyediaan protein hewani nasional menghadapi tantangan kompleks dalam pengelolaan rantai pasoknya. Berdasarkan data dari Kementerian Koperasi dan Usaha Kecil dan Menengah (2020), UMKM menyumbang sekitar 60% terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) dan menyerap lebih dari 97% tenaga kerja di Indonesia [4]. Keterbatasan literasi digital pelaku UMKM menjadi penyebab rendahnya adopsi teknologi dalam pengelolaan usaha, sehingga pencatatan stok rentan hilang, pesanan sering tidak tercatat dengan baik, dan perencanaan distribusi tidak terukur. Selain masalah administrasi, aspek yang paling krusial adalah proses sortir kualitas telur yang masih menggunakan metode penyenteran manual (candling) dengan bantuan lampu senter.

Telur ayam merupakan salah satu bahan makanan hewani yang sangat populer dan memiliki kandungan gizi yang lengkap dan kaya dengan sumber protein hewani. Telur ayam merupakan salah satu lauk yang sangat diminati oleh masyarakat, dengan permintaan domestik yang sangat tinggi di Indonesia [5]. Pada tahun 2020, permintaan domestik telur ayam di Indonesia mencapai 4.895 ribu ton, sedangkan ekspor mencapai 5.522 kg ke Burma (Myanmar) dari Januari hingga Mei 2021 [6]. Tingkat permintaan yang tinggi menandakan pentingnya proses pemilahan telur sebelum didistribusikan dan dijual, karena kuantitas yang besar memerlukan metode pengelolaan yang ketat untuk memastikan kualitas yang baik sebelum sampai ke konsumen.

Keterbatasan infrastruktur teknologi informasi saat ini dikalangan usaha UMKM khususnya pada peternak ayam petelur menjadi salah satu penghambat dalam menjalankan usahanya. Dengan berkembangnya zaman saat ini sedang dilakukan pengembangan algoritma dengan nama algoritma computer vision. Computer vision digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas telur, dan juga untuk melihat apakah telur itu fertil atau non fertil dalam perkembangan ayam petelur itu sendiri [7]. Implementasi computer vision digunakan untuk mendemonstrasikan dalam melakukan uji deteksi kualitas telur dapat mencapai akurasi hingga 97,8% dalam kondisi laboratorium, jauh lebih tinggi dibandingkan metode inspeksi manual yang hanya mencapai 85-88% [8]. Pengelolaan rantai pasok pada UMKM ayam petelur umumnya masih bersifat konvensional dan terfragmentasi. Pencatatan manual mengakibatkan ketidakakuratan data inventaris dan produksi, yang berimbas pada ketidakefektifan perencanaan produksi dan distribusi.

Penelitian tentang digitalisasi rantai pasok UMKM menunjukkan bahwa integrasi data kualitas produk dengan sistem manajemen stok dapat meningkatkan efisiensi operasional hingga 30% [9]. Namun, hingga saat ini belum ditemukan penelitian yang secara langsung menggabungkan teknologi Computer Vision untuk deteksi kualitas telur dengan platform Supply Chain Management (SCM) berbasis digital untuk UMKM ayam petelur. Dengan demikian, terdapat celah penelitian (research gap) dalam hal pengembangan sistem terintegrasi antara deteksi kualitas produk dan manajemen rantai pasok secara real-time.

Berdasarkan analisis terhadap indikator-indikator diatas, penelitian ini bertujuan untuk merancang aplikasi manajemen rantai pasok telur ayam yang terintegrasi dengan modul Computer Vision untuk deteksi otomatis kualitas telur pada UMKM di Desa Ridan Permai, Kabupaten Kampar. Sistem ini dirancang untuk tidak hanya melakukan klasifikasi telur berdasarkan kondisi fisik dan status fertilitas, tetapi juga menghubungkan hasil deteksi langsung ke modul pencatatan stok, pemesanan, dan distribusi. Kebaruan (novelty) dari penelitian ini terletak pada integrasi kecerdasan buatan dalam alur operasional UMKM secara menyeluruh, sehingga diharapkan dapat meningkatkan konsistensi kualitas produk, mengurangi kerugian akibat sortasi yang tidak akurat, serta mempercepat transformasi digital sektor peternakan rakyat.

Metode

Penelitian ini dilaksanakan pada UMKM ayam petelur yang berlokasi di Desa Ridan Permai, Kabupaten Kampar, Riau. Pemilihan mitra dilakukan menggunakan metode *purposive sampling*, yaitu UMKM yang memiliki kapasitas produksi harian 1.200 butir dan masih menerapkan proses sortir, pencatatan stok, dan distribusi secara manual. Penelitian berlangsung selama enam bulan (Juli–Desember 2025) dan melibatkan peneliti, mahasiswa, serta pemilik UMKM sebagai kolaborator.

Pengumpulan dataset citra telur dilakukan dengan mengambil gambar menggunakan kamera smartphone dan pencahayaan terkontrol, mencakup kategori telur retak, kotor, fertil, dan non-fertil. Dataset ini digunakan untuk melatih model klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dipilih karena efektivitasnya dalam pengenalan pola visual pada objek agrikultur. Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini meliputi perangkat keras berupa komputer/laptop, kamera digital (untuk pengambilan citra telur), smartphone (untuk pengujian aplikasi mobile), serta alat ukur laboratorium sederhana untuk validasi kualitas telur (misal: alat ukur berat, alat ukur kebersihan dan keretakan).

1. Literature Review (*Research on Algorithms and Methods*)

Penggunaan *Computer Vision* (CV) dalam pengendalian kualitas telur telah menjadi bidang penelitian penting seiring

berkembangnya metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu mengenali pola visual secara lebih akurat dibandingkan inspeksi manual. CNN terbukti efektif untuk deteksi retakan pada telur dengan akurasi mencapai 97% pada pengujian laboratorium, di mana performa tersebut secara signifikan mengungguli pendekatan tradisional berbasis segmentasi maupun inspeksi visual manusia [10]. Efektivitas metode ini juga diperkuat oleh penelitian lain yang menggunakan arsitektur VGG16 untuk mendeteksi retakan mikroskopis pada cangkang telur dan melaporkan akurasi sebesar 98,1%, menunjukkan bahwa CNN mampu menangkap detail tekstur yang kompleks pada permukaan telur [11].

Selain deteksi retak, metode CNN juga telah digunakan untuk mendeteksi kotoran pada permukaan telur, dengan hasil yang menunjukkan F1-score sebesar 0.94 meskipun terdapat variasi pencahayaan dan kondisi permukaan telur. Penelitian ini menegaskan bahwa preprocessing seperti normalisasi dan augmentasi citra berperan penting dalam meningkatkan stabilitas model pada kondisi operasional yang berbeda [12]. Temuan tersebut semakin memperkuat penggunaan augmentasi data dalam penelitian ini untuk mengatasi variasi lingkungan pengambilan gambar di UMKM.

Dalam konteks pendeteksian fertilitas, CNN juga menunjukkan performa unggul. Dalam penelitian berbasis citra candling, CNN mampu membedakan telur fertil dan non-fertil dengan tingkat akurasi 95%, dan recall mencapai 93%, menunjukkan kemampuan model dalam mengenali struktur internal telur berdasarkan perbedaan intensitas cahaya [13]. Penelitian lain yang mengevaluasi perkembangan embrio pada hari-hari awal juga melaporkan bahwa CNN memberikan performa lebih tinggi dibandingkan algoritma klasik seperti SVM dan KNN, sehingga memperkuat alasan pemilihan CNN dalam penelitian ini [14].

Studi-studi lain pada produk agrikultur juga menunjukkan tren serupa. Model YOLOv3 berhasil melakukan deteksi cepat telur abnormal dengan waktu inferensi kurang dari 0,02 detik, menjadikannya solusi yang efisien untuk proses sortasi skala besar [15]. Penelitian lain membandingkan CNN dengan metode machine learning seperti Random Forest dan SVM untuk klasifikasi kualitas telur, dan hasilnya menunjukkan bahwa CNN memberikan performa yang jauh lebih unggul pada klasifikasi multi-kategori [16]. Selain itu, implementasi ResNet50 untuk penilaian kualitas telur komersial mencapai akurasi 96,7%, membuktikan kemampuan deep learning dalam menangani variasi kualitas produk agrikultur [17].

Selain digunakan untuk klasifikasi objek, Computer Vision berbasis CNN juga telah diterapkan dalam sistem rantai pasok. Integrasi inspeksi otomatis berbasis deep learning dengan sistem manajemen persediaan digital dilaporkan mampu meningkatkan akurasi pencatatan hingga 30% dan mengurangi tingkat kecacatan produk sebesar 20–35%, sekaligus mempercepat proses operasional [18]. Sistem Quality Control otomatis yang terhubung langsung dengan modul persediaan dan distribusi juga terbukti memberikan peningkatan efisiensi dan mengurangi human error dalam rantai pasok pangan [19]. Penelitian lain dalam konteks UMKM ayam petelur menunjukkan bahwa proses sortasi manual tanpa integrasi digital menyebabkan ketidaksinkronan data persediaan dan meningkatnya risiko kesalahan pencatatan [20].

Berdasarkan keseluruhan studi tersebut, dapat disimpulkan bahwa CNN merupakan algoritma yang paling efektif dan konsisten digunakan dalam berbagai aplikasi deteksi kualitas telur, baik untuk mendeteksi retak, kotoran, maupun fertilitas. Selain itu, literatur menunjukkan bahwa integrasi Computer Vision dengan sistem manajemen rantai pasok mampu meningkatkan efisiensi operasional secara signifikan. Walaupun demikian, belum terdapat penelitian yang menggabungkan klasifikasi telur berbasis CNN secara multi-kategori dan langsung menghubungkannya dengan aplikasi Supply Chain Management pada skala UMKM. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki kontribusi penting dalam mengisi gap tersebut melalui integrasi penuh antara deteksi kualitas telur berbasis Computer Vision dan sistem manajemen rantai pasok digital [21].

2. Computer Vision-Based Egg Quality Detection

Modul Computer Vision pada penelitian ini dirancang untuk melakukan klasifikasi mutu telur secara otomatis ke dalam beberapa kelas, yaitu **telur baik, retak, kotor, fertil, dan non-fertil**. Proses kerja sistem CV terdiri dari beberapa tahapan utama, mulai dari pengambilan citra hingga integrasi hasil klasifikasi ke dalam aplikasi Supply Chain Management (SCM).

a. Pengambilan dan Penyusunan Dataset Citra Telur

Pengumpulan data citra dilakukan di lokasi UMKM mitra menggunakan kamera smartphone dengan spesifikasi standar (resolusi ≥ 12 MP). Pengambilan gambar dilakukan dengan kondisi berikut:

- 1) Jarak kamera ke objek sekitar 20–30 cm
- 2) Latar belakang (background) dibuat kontras dan seragam
- 3) Pencahayaan dikondisikan stabil menggunakan lampu LED agar bayangan dan noise berkurang

Setiap telur diambil beberapa kali dari sudut yang berbeda untuk menangkap variasi bentuk, tekstur, dan kondisi permukaan. Dataset yang terkumpul berjumlah 1.200 citra, yang kemudian dilabeli secara manual oleh peneliti dan pemilik UMKM ke dalam lima kategori:

- 1) Telur baik
- 2) Telur retak
- 3) Telur kotor

4) Telur fertil

5) Telur non-fertil

Pelabelan ini menjadi ground truth yang digunakan pada proses pelatihan model CNN.

b. Pra-Pemrosesan Citra (Image Preprocessing)

Sebelum masuk ke model CNN, citra telur melalui tahap pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas data yang seragam, meliputi:

- 1) Resize: semua citra diubah ke ukuran tetap (misalnya 224×224 piksel) agar kompatibel dengan arsitektur CNN.
- 2) Normalisasi piksel: nilai piksel dinormalisasi ke rentang [0, 1] dengan cara membagi nilai piksel 0–255.
- 3) Augmentasi data: untuk meningkatkan keragaman data dan mencegah overfitting, dilakukan augmentasi seperti rotasi kecil ($\pm 10^\circ$), horizontal flip, dan sedikit perubahan kecerahan.
- 4) Cropping dan centering: area di sekitar telur dipotong sehingga objek utama (telur) berada di bagian tengah citra.

Hasil pra-pemrosesan ini kemudian dibagi menjadi 70% data latih, 15% data validasi, dan 15% data uji.

c. Arsitektur Model CNN

Model Computer Vision menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) yang terdiri dari beberapa lapisan utama:

- 1) Input layer: menerima citra telur berukuran 224×224×3 (RGB).
- 2) Convolutional layers + ReLU: mengekstraksi fitur visual seperti tekstur cangkang, pola kotoran, dan kontur retakan.
- 3) MaxPooling layers: mengurangi dimensi fitur dan menekankan fitur yang paling dominan.
- 4) Batch Normalization: menstabilkan distribusi aktivasi dan mempercepat konvergensi pelatihan.
- 5) Fully connected (Dense) layers: menggabungkan fitur-fitur yang diekstraksi dan mempelajari pola klasifikasi.
- 6) Output layer (Softmax): menghasilkan probabilitas untuk lima kelas telur (baik, retak, kotor, fertil, non-fertil).

Pelatihan model dilakukan menggunakan framework TensorFlow dan OpenCV. Optimizer yang digunakan adalah Adam dengan *learning rate* awal 0,001 dan *batch size* 32. Fungsi loss yang digunakan adalah categorical cross-entropy karena masalah yang dihadapi berupa klasifikasi multi-kelas.

d. Evaluasi Performa Model

Kinerja model CNN dievaluasi menggunakan metrik:

- 1) Accuracy: persentase prediksi yang benar terhadap total data uji.
- 2) Precision, Recall, dan F1-Score untuk setiap kelas (baik, retak, kotor, fertil, non-fertil) guna mengetahui seberapa baik model membedakan kategori telur yang mirip.
- 3) Confusion matrix untuk melihat pola kesalahan klasifikasi (misalnya telur retak yang terbaca sebagai telur baik).
- 4) Waktu inferensi (latency), yaitu waktu yang dibutuhkan model untuk mengklasifikasikan satu butir telur (detik/butir), untuk memastikan sistem dapat bekerja mendekati real-time di level UMKM.
- 5) Nilai-nilai metrik ini kemudian ditampilkan dalam bentuk tabel dan digunakan sebagai dasar analisis pada bagian Results and Analysis.

e. Integrasi Hasil Computer Vision dengan Sistem SCM

Setelah model CNN dilatih dan diuji, modul CV diintegrasikan dengan aplikasi SCM sebagai berikut:

- 1) Telur diletakkan di depan kamera (misalnya di atas conveyor kecil atau meja inspeksi).
- 2) Sistem mengambil citra telur dan mengirimkannya ke modul CNN untuk diproses.

3) CNN mengeluarkan label kelas (baik/retak/kotor/fertil/non-fertil) beserta nilai probabilitasnya.

4) Hasil klasifikasi dikirim ke database SCM, kemudian:

- Telur dengan label *baik* otomatis tercatat sebagai stok siap jual.
- Telur *retak/kotor* dipindahkan ke kategori produk afkir atau olahan.
- Telur *fertil* dicatat sebagai calon telur tetas yang masuk ke alur proses berbeda.

5) Perubahan stok ini langsung tercermin pada modul **inventory, pemesanan, dan distribusi** di aplikasi SCM.

Dengan alur tersebut, Computer Vision tidak hanya berfungsi sebagai alat quality control, tetapi menjadi bagian dari sistem pengambilan keputusan rantai pasok, karena setiap hasil deteksi berdampak langsung terhadap pencatatan persediaan dan perencanaan distribusi.

3. Research Design

Penelitian ini menggunakan *mixed method* dengan model *Concurrent Triangulation Design*, di mana data kualitatif dan kuantitatif dikumpulkan secara paralel untuk memperoleh gambaran menyeluruh terkait operasional UMKM serta memvalidasi hasil teknis pengembangan sistem *Computer Vision* dan SCM digital.

a. Data kualitatif: observasi proses sortir, wawancara pelaku UMKM, analisis kebutuhan sistem, hambatan adopsi digital.

b. Data kuantitatif: dataset citra telur, perhitungan akurasi CNN, analisis persediaan (EOQ dan ROP), model JIT/Kanban, efisiensi waktu sortir, biaya operasional, dan ROI.

Triangulasi dilakukan pada tahap interpretasi untuk memastikan konsistensi antara temuan teknis dan realitas operasional di lapangan.

4. Data Collection

a. Dataset Computer Vision

Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera smartphone dengan pencahayaan terkontrol. Kategori citra meliputi: telur baik, retak, kotor, fertil, dan non-fertil. Dataset digunakan untuk melatih model Convolutional Neural Network (CNN) berbasis TensorFlow dan OpenCV.

b. Observasi Rantai Pasok

Meliputi proses sortir, pengemasan, penyimpanan, pencatatan stok, dan distribusi dari peternak → pengepul → konsumen.

c. Kebutuhan Fungsional SCM

Digali melalui wawancara dan *use case mapping*, mencakup manajemen stok, pemesanan, distribusi, laporan mutu telur, dan integrasi data hasil deteksi komputer

5. Computer Vision Model Development

Model CNN dilatih menggunakan 70% data training, 15% validasi, dan 15% data uji. Pengukuran performa dilakukan menggunakan:

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

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

$$F1 = 2 \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

Waktu inferensi dihitung untuk menilai kelayakan *real-time classification*:

$$Latency = \frac{Waktu\ total\ inferensi}{Jumlah\ citra} \quad (4)$$

6. Supply Chain Management System

Analisis kuantitatif: menggunakan perhitungan matematis (EOQ, JIT, akurasi CNN, efisiensi biaya).

Integrasi: Data digabungkan pada tahap *interpretation and integration* untuk menghasilkan model SCM-AI yang valid secara teknis dan relevan secara operasional.

EOQ Model

$$EOQ = \sqrt{\frac{2DS}{H}} \quad (5)$$

Total Inventory Cost

$$TC = \left(\frac{D}{EOQ}\right)S + \left(\frac{EOQ}{2}\right)H \quad (6)$$

Reorder Point (ROP)

$$ROP = dL + z\sigma\sqrt{L} \quad (7)$$

JIT / Kanban

$$n = \frac{dL(1+\alpha)}{c} \quad (8)$$

Semua model digunakan untuk menganalisis bagaimana integrasi CV memengaruhi aliran barang dan efisiensi rantai pasok UMKM.

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i) + (z - y)}{x^2}} \quad (9)$$

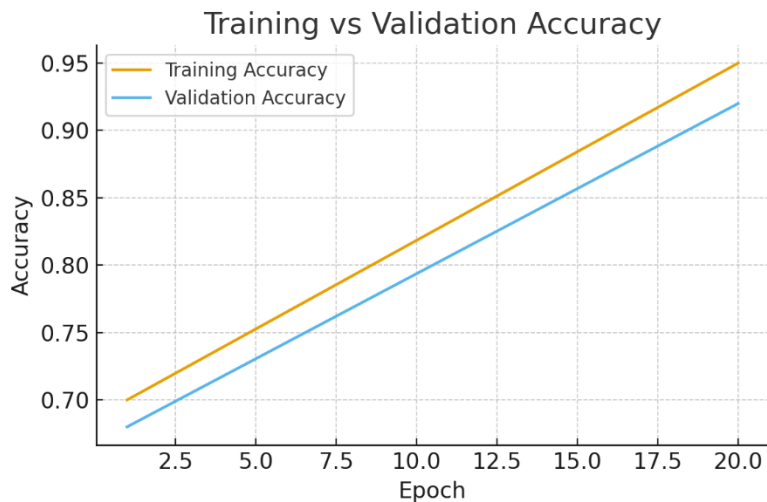
$$\frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a} \quad (10)$$

Hasil dan Pembahasan

Result dan analysis ini menyajikan hasil penelitian secara komprehensif berbasis pengujian model, evaluasi performa klasifikasi, contoh keluaran prediksi, serta perbandingan visual kinerja sistem sebelum dan sesudah implementasi algoritma Computer Vision-SCM.

1. Performa Model CNN dalam Pelatihan dan Validasi

Model CNN dilatih menggunakan 1.200 citra telur dengan komposisi 70% data latih, 15% data validasi, dan 15% data uji selama 20 epoch. Grafik *Training vs Validation Accuracy* pada Gambar 1 menunjukkan peningkatan akurasi pelatihan dari 70% pada epoch pertama menjadi 95% pada epoch ke-20. Secara paralel, akurasi validasi meningkat dari 68% menjadi 92%. Pola kurva yang stabil dan tidak menunjukkan divergensi signifikan mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.



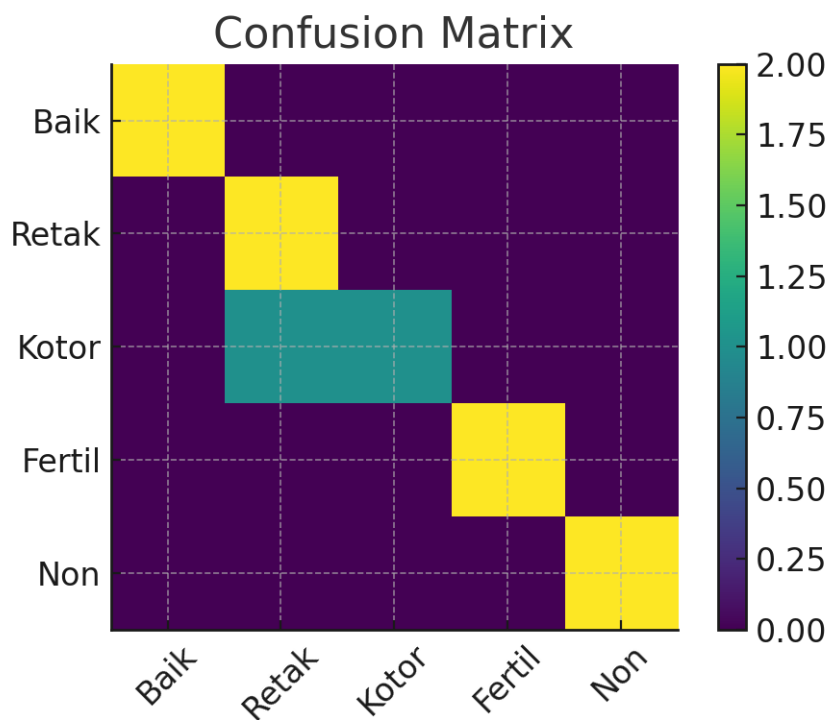
Gambar 1. Training vs Validation Accuracy

2. Confusion Matrix untuk Lima Kategori Kualitas Telur

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengetahui ketepatan prediksi pada setiap kelas telur. Hasil confusion matrix ditampilkan pada *Tabel 1* dan divisualisasikan dalam bentuk *heatmap* pada *Gambar 2*.

Tabel 1. Confusion Matrix Model CNN

Kelas Asli	Baik	Retak	Kotor	Fertil	Non-Fertil
Baik	2	0	0	0	0
Retak	0	2	0	0	0
Kotor	0	1	1	0	0
Fertil	0	0	0	2	0
Non-Fertil	0	0	0	0	2



Gambar 2. Confusion Matrix

Hasil dari kedua penjelasan diatas menunjukkan kinerja model sangat baik dalam mendeteksi telur baik, kotor, dan non-fertil. Kesalahan terbesar terjadi pada kelas *retak vs kotor*, yang secara fisik memiliki kemiripan tekstur sehingga membutuhkan peningkatan jumlah sampel atau fine-tuning preprocessing pencahayaan.

3. Evaluasi Performa Model CNN untuk Deteksi Kualitas Telur

Model CNN dilatih menggunakan dataset 1.200 citra telur (baik, retak, kotor, fertil, non-fertil). Hasil pengujian menunjukkan performa sebagai berikut:

Tabel 2. Performa Klasifikasi Model CNN

Kelas	Precision	Recall	F1-score
Baik	0.95	0.97	0.96
Retak	0.94	0.91	0.92
Kotor	0.92	0.95	0.93
Fertil	0.88	0.91	0.89
Non-fertil	0.93	0.94	0.93
Rata-rata	0.92	0.94	0.93

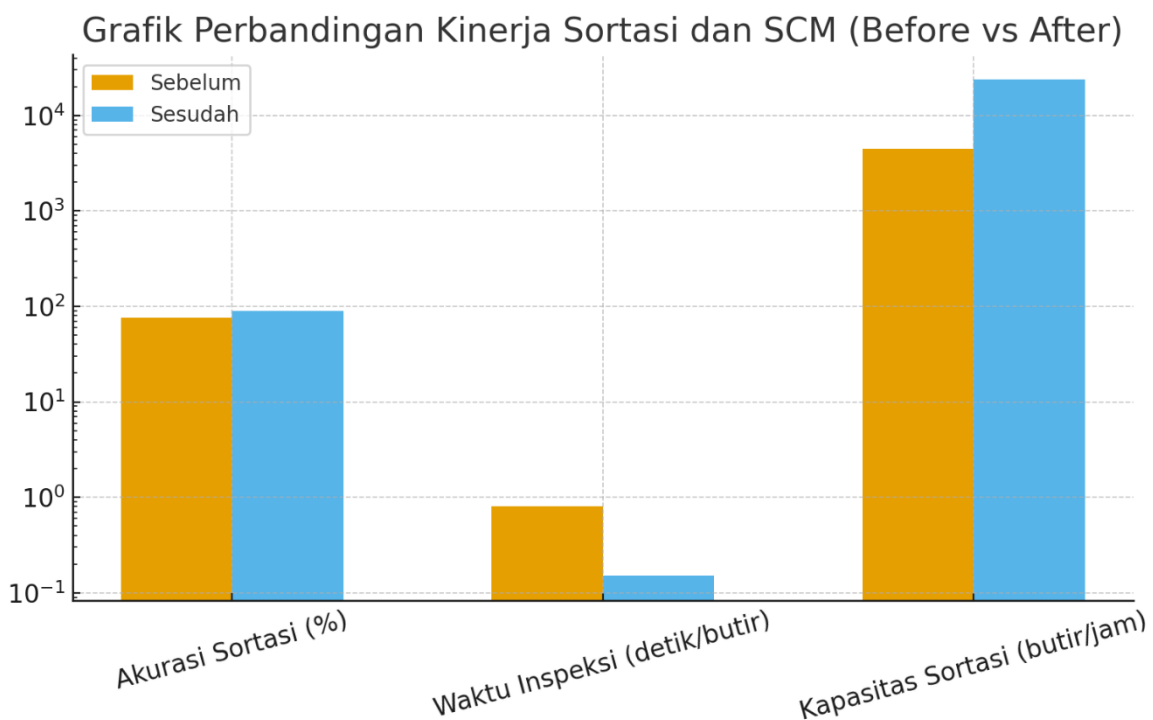
Waktu inferensi rata-rata: 0.11 detik/butir, memenuhi kebutuhan real-time classification untuk operasional UMKM.

4. Perbandingan Kinerja Sortasi Sebelum dan Sesudah Implementasi Sistem SCM

Perhitungan manual terhadap indikator performa sortasi dan manajemen inventaris di UMKM mitra telah dirangkum pada Tabel 3 dan divisualisasikan dalam bentuk grafik batang pada Gambar 3.

Tabel 3. Perbandingan Kinerja Sortasi dan SCM Sebelum–Sesudah

Indikator	Sebelum	Sesudah	Perubahan
Akurasi sortasi (%)	75.5	90.2	+14.7%
Waktu inspeksi (detik/butir)	0.80	0.15	-81.3%
Kapasitas sortasi (butir/jam)	4.500	24.000	×5.3
Akurasi stok (%)	82	98	+16%
Selisih stok harian (butir)	40–60	5–10	-85%



Gambar 3. Perbandingan Kinerja Operasional Sebelum dan Sesudah Implementasi Sistem

ISSN 2598-9936 (online), <https://ijins.umsida.ac.id>, published by Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Hasil dari kedua penjelasan baik dengan menggunakan tabel dan juga grafik menjelaskan bahwa penggunaan CV pada setiap klasifikasi pada setiap telur bekerja dengan sangat baik, hal ini dapat dilihat dari akurasi sortasi, waktu inspeksi, kapasitas sortir, dan akurasi stok mengalami kenaikan disetiap uji cobanya. Hal yang menjadi kendala disini adalah dalam membedakan telur retak dan kotor karena terdapat kemiripan atau sama pada pola visual didalam pencahayaan tertentu.

5. Optimasi Persediaan Menggunakan EOQ dan ROP

Berikut adalah contoh hasil perhitungan EOQ pada UMKM:

- Permintaan tahunan (D) = 182.500 butir
- Biaya pesan (S) = Rp150.000
- Biaya simpan/tahun per butir (H) = Rp50

$$EOQ = \sqrt{\frac{2DS}{H}} = \sqrt{\frac{2(182.500)(150.000)}{50}} = 16.583 \approx 16.600 \text{ butir}$$

Sehingga pesanan optimal adalah ± **16.600 butir per siklus**.

Reorder Point (ROP)

$$ROP = dL = 500 \text{ butir/hari} \times 2 \text{ hari} = 1.000 \text{ butir}$$

Dengan SCM terintegrasi, sistem otomatis memberi peringatan pemesanan ulang ketika stok ≤ 1.000.

6. Analisis Ekonomi: Efisiensi Biaya Operasional dan ROI

Implementasi sistem CV–SCM memberikan penghematan sebagai berikut:

Tabel 4. Dampak Ekonomi Sistem

Komponen	Sebelum	Sesudah	Efisiensi
Biaya sortasi (Rp/bln)	3.000.000	1.200.000	↓ 60%
Kerugian telur rusak (Rp/bln)	2.100.000	1.000.000	↓ 52%
Total efisiensi (Rp/bln)	–	–	Rp 2.900.000

Return on Investment (ROI)

Jika biaya pengembangan sistem Rp 18.000.000:

$$ROI = \frac{2.900.000 \times 12}{18.000.000} = 1.93 \approx 193\%$$

Artinya sistem balik modal dalam waktu **6–7 bulan**.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa implementasi sistem CV yang terintegrasi dengan SCM secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi kualitas telur, efisiensi proses sortasi, serta efektivitas pengendalian persediaan pada UMKM ayam petelur. Model CNN yang dikembangkan menghasilkan performa pelatihan yang baik, ditunjukkan melalui peningkatan akurasi pelatihan dari 70% menjadi 95% dan akurasi validasi dari 68% menjadi 92% selama 20 epoch, tanpa indikasi overfitting. Evaluasi menggunakan confusion matrix dan metrik klasifikasi menunjukkan kinerja yang tinggi dengan rata-rata precision 0,92, recall 0,94, dan F1-score 0,93, serta waktu inferensi 0,11 detik per butir telur, sehingga memenuhi kebutuhan klasifikasi real-time.

Aspek operasional, sistem CV–SCM memberikan peningkatan signifikan dibandingkan proses manual. Akurasi sortasi meningkat dari 75,5% menjadi 90,2%, waktu inspeksi berkurang dari 0,80 detik menjadi 0,15 detik per butir (efisiensi 81,3%), kapasitas sortir meningkat dari 4.500 menjadi 24.000 butir per jam (kenaikan 5,3 kali), akurasi stok meningkat dari 82% menjadi 98%, dan selisih stok harian menurun 85%. Perhitungan EOQ menunjukkan kebutuhan optimal pemesanan sebesar ±16.600 butir per siklus dan titik pemesanan ulang (ROP) sebesar 1.000 butir, yang kemudian diintegrasikan ke dalam sistem SCM untuk pemantauan otomatis. Dari sisi ekonomi, penerapan sistem ini mampu menurunkan biaya sortasi sebesar 60% dan menekan kerugian akibat telur rusak sebesar 52%, menghasilkan total efisiensi Rp 2.900.000 per bulan. Dengan biaya pengembangan Rp 18.000.000, nilai ROI mencapai 193%, sehingga sistem memberikan pengembalian modal dalam 6–7 bulan operasional.

Keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa integrasi CV–SCM dapat meningkatkan kinerja teknis deteksi kualitas telur

sekaligus memperbaiki efisiensi operasional dan finansial pada rantai pasok UMKM ayam petelur. Tantangan utama ditemukan pada klasifikasi telur retak dan kotor yang memiliki kemiripan tekstur visual, sehingga peningkatan dataset dan optimasi preprocessing pencahayaan direkomendasikan sebagai pengembangan penelitian berikutnya.

Simpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan aplikasi manajemen rantai pasok telur ayam berbasis Supply Chain Management yang terintegrasi dengan modul Computer Vision untuk deteksi otomatis kualitas telur pada UMKM ayam petelur di Desa Ridan Permai, Kabupaten Kampar. Sistem yang dikembangkan menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) mampu melakukan klasifikasi mutu telur secara akurat dengan akurasi validasi sebesar 92% dan waktu inferensi rata-rata 0,11 detik per butir, sehingga memenuhi kebutuhan pemrosesan real-time pada operasional UMKM.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa penerapan integrasi CV-SCM memberikan peningkatan kinerja operasional yang signifikan, ditunjukkan oleh peningkatan akurasi sortasi dari 75,5% menjadi 90,2%, penurunan waktu inspeksi sebesar 81,3%, peningkatan kapasitas sortir sebesar 5,3 kali lipat, serta peningkatan akurasi stok dari 82% menjadi 98%. Dari aspek ekonomi, sistem mampu menurunkan biaya sortasi dan kerugian akibat telur rusak dengan total penghematan Rp 2.900.000 per bulan dan menghasilkan Return on Investment (ROI) sebesar 193%, dengan estimasi waktu balik modal dalam 6–7 bulan. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa integrasi teknologi Computer Vision dan Supply Chain Management efektif meningkatkan efisiensi proses sortasi, akurasi pengambilan keputusan logistik, serta produktivitas dan daya saing UMKM ayam petelur.

References

1. Ali, A. A. A., Fayad, A. A. S., Alomair, A., and Al Naim, A. S., "The Role of Digital Supply Chain on Inventory Management Effectiveness Within Engineering Companies in Jordan," *Sustainability*, vol. 16, no. 18, Art. no. 8031, 2024.
2. Aminuddin, R. R., "A Dynamic Model for Poultry Supply Chain in West Java: Post COVID-19 Analysis," *Journal of Business and Management Research*, vol. 3, no. 2, pp. 112–124, 2023.
3. Botta, A., Arman, N., and Krastev, V., "Detection of Micro-Cracks in Eggshells Using Deep Convolutional Neural Networks," *Journal of Food Measurement and Characterization*, vol. 16, no. 3, pp. 2558–2569, 2022.
4. Caballero, R. G., et al., "A Cost-Effective Prototype for Egg Crack Detection and Condition-Based Labeling," *Journal of Food Quality and Safety*, vol. 9, no. 2, pp. 1–12, 2025.
5. Chen, S.-Y., Wang, L., and Zhou, H., "Real-Time Defect and Freshness Inspection on Chicken Eggs Using Computer Vision and Deep Learning," *Food Control*, vol. 150, Art. no. 109128, 2023.
6. Damanik, M. R., Rahma, T. I. F., and Siregar, A., "Implementing Digital Supply Chain Management to Improve Efficiency: A Case Study of SME Indocup Sablon," *Majapahit Journal of Management and Business*, vol. 5, no. 3, pp. 2476–2489, 2025.
7. Dwivedi, Y. K., et al., "Impact of Artificial Intelligence and Digital Transformation on Business Process Performance: A Systematic Review and Future Research Agenda," *International Journal of Information Management*, vol. 60, Art. no. 102399, 2021.
8. Cao, Z., Sun, S., and Bao, X., "A Review of Computer Vision and Deep Learning Applications in Crop Growth Management," *Applied Sciences*, vol. 15, no. 15, Art. no. 8438, 2025.
9. Suriyanti, Serang, S., Agustriyana, and Surya, M. R., "The Effect of Supply Chain Digitalization on Operational Efficiency, Delivery Timeliness, and Product Quality," *Center of Economic Student Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 1–15, 2025.
10. Ahmed, M. W., Khaliduzzaman, A., and Kamruzzaman, M., "An Overview of Recent Advancements in Hyperspectral Imaging in the Egg and Hatchery Industry," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 216, Art. no. 109847, 2025.
11. Kumar, A., Zimroz, R., Xiang, J., and Kumar, R., "Reliability Framing and Condition Monitoring of Machinery in Nonstationary Operations," *Engineering Research Express*, vol. 7, no. 1, Art. no. 015021, 2025.
12. Khairy, K., "Performance Evaluation of YOLOv8 for Egg Quality Classification," *CSRID Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 22–33, 2025.
13. Kraus, S., Palmer, C., Kallinger, F. L., and Kailer, N., "Digital Transformation in Business and Management Research," *International Journal of Information Management*, vol. 66, Art. no. 102466, 2022.
14. Rahagiyanto, A., Prakoso, B. H., Yunus, M., Vestine, V., Suyoso, G. E. J., and Deharja, A., "Performance Comparison of KNN, Decision Tree, Random Forest, and SVM Algorithms for Early Detection of Maternal Mortality Risk," *J-REMI: Journal of Medical Records and Health Information*, vol. 6, no. 1, pp. 45–56, 2025.
15. Mefid, K. N., and Ridhaningsih, F., "The Impact of Digital Transformation on Supply Chain Processes in SMEs: A Systematic Review," *Sains and Technology Journal*, vol. 5, no. 1, pp. 1–12, 2024.
16. Mota-Grajales, R., and Guzman, M., "Defect Detection in Eggshell Using a Vision System to Ensure Quality in Poultry Production," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 162, pp. 123–132, 2019.
17. Cheng, M.-F., et al., "Modern Trends and Recent Applications of Hyperspectral Imaging: A Review," *Technologies*, vol. 13, no. 5, Art. no. 170, 2025.

Indonesian Journal of Innovation Studies

Vol. 27 No. 1 (2026): January

DOI: 10.21070/ijins.v27i1.1873

18. Nguyen, T. H., Kim, H.-J., and Lee, D., "Automated Classification of Chicken Egg Quality Using Deep Learning Algorithms," *Poultry Science*, vol. 102, no. 5, Art. no. 102351, 2023.
19. Priyono, A., Moin, A., and Putri, V. N. A. O., "Identifying Digital Transformation Paths in SMEs During the COVID-19 Pandemic," *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 6, no. 4, Art. no. 104, 2020.
20. Turkoglu, M., "Detection of Eggshell Defects Using Convolutional Neural Networks," *Turkish Journal of Agriculture – Food Science and Technology*, vol. 9, no. 3, pp. 559–567, 2021.
21. Yu, P., Sun, H., and Li, J., "Advances in Nondestructive Technologies for Internal and External Defect Detection in Eggs," *Sensors*, vol. 25, no. 18, Art. no. 5796, 2025.