Rancang Bangun Sistem Iot untuk Inspeksi Visual Otomatis Telur Puyuh Menggunakan Algoritma pada Raspberry Pi 5

Diana Khairun Nisa'[1], Septriandi Wirayoga[2], Muhammad Raihan Nafis[3]

[1,2,3] Prodi Teknik Elektronika Kampus Kediri, Jurusan Teknik Elektro,
Politeknik Negeri Malang, Indonesia
Email: [1]dianakn873@gmail.com, [2]yoga.septriandi@polinema.ac.id, [3]yakutunnafis455@gmail.com

Nomor Handphone : 081331620516

Abstrak

Penelitian ini merancang sistem inspeksi visual otomatis berbasis Raspberry Pi 5 dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk penyortiran telur puyuh real-time, guna mengatasi inefisiensi metode candling manual. Sistem ini mengintegrasikan conveyor belt, sensor E18-D80NK, kamera, servo, dan IoT untuk mengklasifikasikan telur menjadi fertil, infertil, dan busuk. Model ResNet50 dengan uniform preprocessing mencapai kinerja terbaik, menghasilkan testing accuracy 100% dan F1-score 1,0000. Pada pengujian implementasi nyata, sistem berhasil mengklasifikasikan telur infertil dengan confidence 96,09%-99,34%, telur busuk 94,51%, dan telur fertil 94,78%–98,95%. Guna mencegah salah klasifikasi pada objek tak sesuai atau citra berkualitas rendah, sistem menerapkan threshold 75% yang memicu status "Tidak Yakin" pada 60,66% hingga 73,67% kasus. Hasil ini membuktikan sistem mampu beroperasi secara otomatis, akurat, dan bisa diterapkan di peternakan.

Kata kunci: Telur Puyuh, IoT, CNN.

Abstract

This study designs an automated visual inspection system based on Raspberry Pi 5 and Convolutional Neural Network (CNN) for real-time quail egg sorting, overcoming the inefficiency of manual candling methods. The system integrates a conveyor belt, E18-D80NK sensor, camera, servo, and IoT to classify eggs into fertile, infertile, and rotten. The ResNet50 model with uniform preprocessing achieved the best performance, yielding 100% testing accuracy and a 1.0000 F1-score. In real implementation testing, the system successfully classified infertile eggs with 96.09%–99.34% confidence, rotten eggs at 94.51%, and fertile eggs at 94.78%–98.95%. To prevent misclassification on unsuitable objects or low-quality images, the system applies a 75% threshold, triggering an "Unsure" status on 60.66% to 73.67% of cases. These results prove the system operates automatically, accurately, and is highly feasible for farm implementation.

Keywords: *Quail eggs, IoT, CNN.*

This work is an open access article and licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

1. PENDAHULUAN

Telur puyuh merupakan komoditas unggas yang memiliki nilai ekonomi dan pangan tinggi sebagai sumber protein hewani. Berdasarkan Statistik Pertanian 2024, populasi puyuh di Indonesia meningkat dari 14.844.104 ekor pada tahun 2019 menjadi 24.553.663 ekor pada tahun 2023, sedangkan produksi telur puyuh nasional mencapai 26.171,23 ton pada tahun 2023 atau meningkat 18,88% dibandingkan tahun 2022 [1]. Tingginya permintaan telur puyuh yang belum sepenuhnya terpenuhi [2] menuntut peningkatan efisiensi proses pembibitan, khususnya pada tahap seleksi telur tetas. Pemeriksaan fertilitas telur secara konvensional menggunakan metode candling masih bergantung pada pengamatan manusia sehingga bersifat subjektif, membutuhkan waktu, dan kurang efisien untuk skala besar [3].

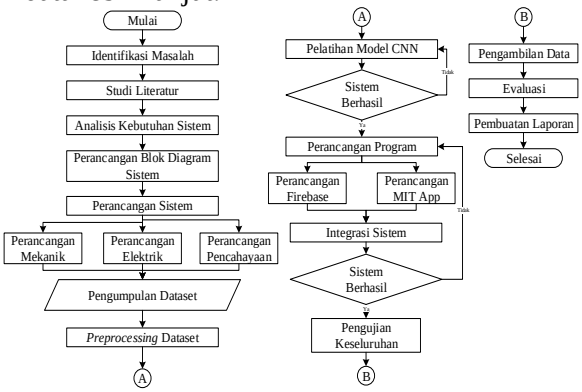
Selain itu, keterlambatan deteksi telur infertil atau embrio mati dapat menyebabkan pemborosan ruang inkubasi dan menurunkan efisiensi penetasan [4]. Berbagai penelitian telah menunjukkan bahwa teknologi non-destruktif berbasis machine learning, hyperspectral imaging, dan spektroskopi mampu mendeteksi kualitas serta fertilitas telur dengan akurasi di atas 80%, bahkan mencapai 95,1% pada telur ayam [3], [5], [6]. Pendekatan deep learning berbasis citra candling juga berhasil mengklasifikasikan

telur fertilized, unfertilized, dan rotten dengan akurasi hingga 97,40% menggunakan model VGG16 [7], sementara sistem computer vision lainnya mampu mencapai akurasi lebih dari 90% [8]. Namun, penerapan teknologi tersebut masih menghadapi tantangan dari sisi kompleksitas sistem, biaya, dan implementasi di tingkat peternakan [9].

Oleh karena itu, penelitian ini merancang sistem Internet of Things (IoT) untuk inspeksi visual otomatis telur puyuh menggunakan Raspberry Pi 5 dan algoritma deteksi berbasis warna. Sistem memanfaatkan conveyor, sensor photoelectric, Raspberry Pi Camera Module 2, serta motor servo untuk mengotomatisasi proses deteksi dan pemisahan telur ke dalam kategori fertil, infertil, dan busuk. Hasil klasifikasi kemudian dikirim dan ditampilkan secara real-time pada aplikasi Kodular sebagai media monitoring, sehingga pengguna dapat memantau hasil inspeksi serta memperoleh notifikasi kondisi sistem secara langsung [10]. Sistem yang dikembangkan diharapkan mampu meningkatkan kecepatan, konsistensi, dan efisiensi inspeksi telur puyuh secara non-destruktif serta mengurangi ketergantungan pada pemeriksaan manual.

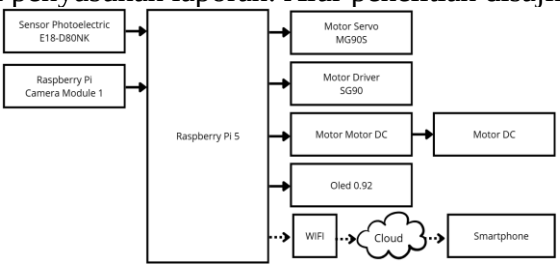
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dan R&D yang bertujuan merancang sistem otomatis untuk mengklasifikasikan telur puyuh menjadi fertil, infertil, dan busuk. Foto-foto telur dilatih menggunakan Google Colab untuk memilih model dengan presisi tertinggi, yang kemudian diproses di Raspberry Pi untuk pengolahan data lebih lanjut.



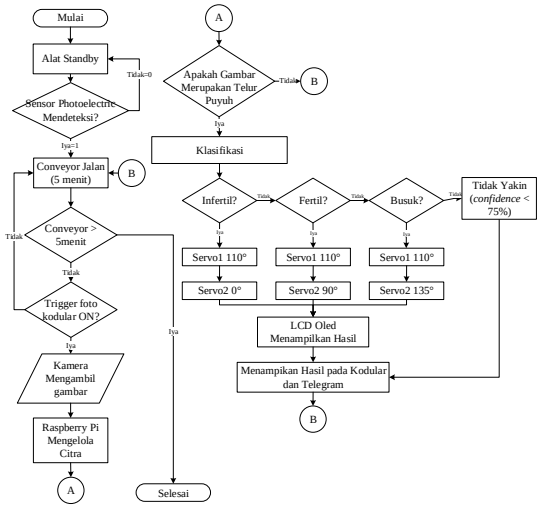
Gambar 1 Alur Penelitain

Penelitian ini mencakup tahapan identifikasi masalah, studi literatur, perancangan sistem, pengumpulan dan preprocessing dataset, pelatihan model CNN, integrasi sistem, pengujian, evaluasi, serta penyusunan laporan. Alur penelitian disajikan pada Gambar 1



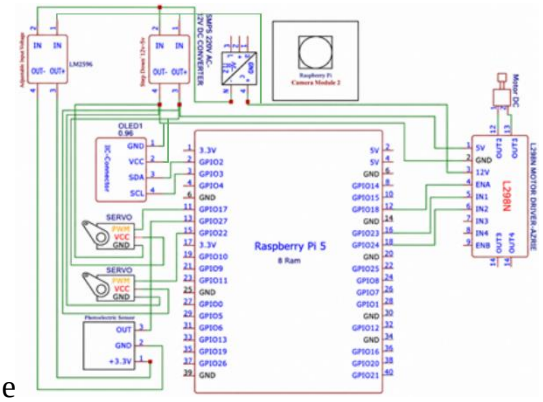
Gambar 2 Blok Diagram

Gambar 2 menunjukkan Raspberry Pi 5 sebagai pusat kendali sistem deteksi telur puyuh berbasis candling. Sistem bekerja saat sensor fotolistrik E18-D80NK memicu (trigger) konveyor yang digerakkan oleh motor DC via driver L298N. Selanjutnya, Raspberry Pi Camera Module 2 mengambil gambar telur untuk diklasifikasi oleh CNN menjadi kategori fertil, infertil, atau busuk. Hasil deteksi langsung ditampilkan pada OLED 0.96 inci dan dikirim ke cloud untuk monitoring real-time via smartphone. Terakhir, Raspberry Pi 5 menginstruksikan servo SG90 dan MG90S untuk memilah dan menyortir telur secara otomatis.



Gambar 3 Flowchart Sistem

Gambar 3 menunjukkan alur kerja alat: sensor photoelectric mendeteksi objek untuk memicu konveyor. Saat tombol "Foto" di Kodular aktif, kamera mengambil gambar untuk validasi Raspberry Pi. Jika bukan telur puyuh, konveyor terus berjalan. Jika ya, Servo 1 mengarahkan telur, lalu Servo 2 menyortirnya berdasarkan hasil klasifikasi (infertil 0°, fertil 90°, busuk 125°. Hasilnya tampil di OLED dan dikirim ke Kodular dan Telegram.



e

Gambar 4 Skematik

Sementara itu, Gambar 4 menampilkan skematik sistem beserta pin input-output yang digunakan. Raspberry Pi 5 terhubung dengan seluruh komponen seperti kamera, sensor photoelectric, OLED, motor DC, driver L298N, servo, dan modul step down. Integrasi komponen dilakukan melalui pin GPIO dan sumber daya sesuai kebutuhan tegangan masing-masing, menjamin operasional sistem yang efisien dan terkoordinasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dapat diuraikan mengenai hasil dari penelitian beserta pengujian yang telah dilakukan. Selain itu, disampaikan juga mengenai pembahasan dari penelitian maupun pengujian yang telah dilakukan.

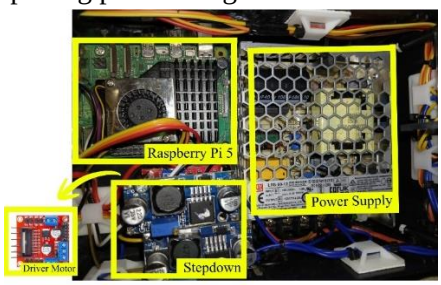
Hasil dan pembahasan seharusnya merupakan bab yang paling banyak isinya pada sebuah paper. Isi Hasil dan Pembahasan dapat mencapai 50-65% dari keseluruhan paper.

3.1. Pembuatan Alat Mekanik, Elektrik, dan Pencahayaan



Gambar 5 Box Tampak Depan

Berdasarkan hasil pembuatan alat yang telah dilakukan, Bagian luar alat terdiri dari sensor photoelectric dan motor DC yang dipasang pada casing utama



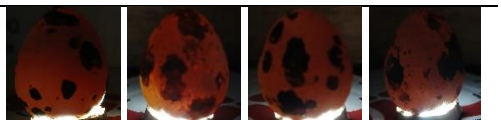
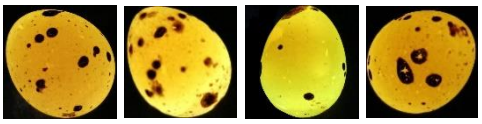
Gambar 6 Bagian Box Dalam

Pada bagian dalam alat terdapat Raspberry Pi 5, power supply 12V, Driver motor, dan dua stepdown bernilai 3.3v dan 5v.

3.2 Prepocessing Data

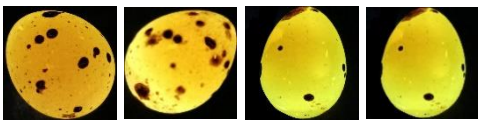
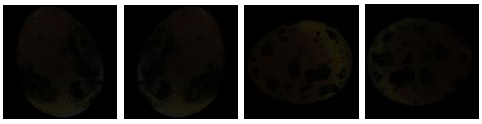
Berikut merupakan data mentah yang pada tabel 3.5.1 terbagi menjadi 3 kelas yaitu fertil, infertil dan busuk sebagai data mentah.

Table 1 Dataset Citra Telur Puyuh

Kelas	Gambar
Fertil	
Infertil	
Busuk	

Selanjutnya data mentah tersebut diproses melalui tahap augmentasi yang mana proses ini memproses data dari posisi yang berbeda ditampilkan pada tabel 1

Table 2 Dataset Hasil Augmentasi

Kelas	Gambar
Fertil	
Infertil	
Busuk	

Penelitian ini menambahkan analisis channel RGB sebelum diproses ke CLAHE berikut pada tabel 3

Table 3 Nilai RGB

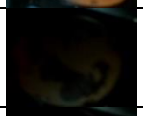
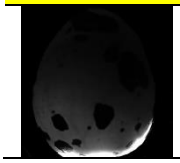
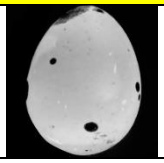
Kelas	Citra	Rentan Warna								
		Terang			Dominan			Gelap		
		R	G	B	R	G	B	R	G	B
Infertil		245	240	30	220	215	15	60	50	15
		220	215	45	165	65	20	30	15	10
Fertil		175	85	45	145	55	20	30	15	10
		253	140	10	160	60	20	30	15	10
Busuk		55	45	25	25	10	5	10	10	10
		25	20	10	5	5	5	10	20	35

Table 4

Sampel	Interations	Particle Size	Function Evaluasions	Dimension	Contextual Region	C1, C2	Inertia Weight	R1,r2	Parameter
Fertil_1	100	50	100*50	3	[4,24]	2,2	0.7	Randomly Init. [0,1]	0,24

Fertil_2	100	50	100*50	3	[4,24]	2,2	0.7	Randomly Init. [0,1]	1,26
Fertil_3	100	50	100*50	3	[4,24]	2,2	0.7	Randomly Init. [0,1]	1,28
Fertil_4	100	50	100*50	3	[4,24]	2,2	0.7	Randomly Init. [0,1]	1,30
Fertil_5	100	50	100*50	3	[4,24]	2,2	0.7	Randomly Init. [0,1]	1,32

Table 5 Hasil Dataset CLAHE

Fertil	Infertil	Busuk
		

Metode CLAHE memerlukan penentuan parameter yang tepat karena sangat memengaruhi kualitas peningkatan kontras citra. Pemilihan parameter yang kurang optimal dapat menyebabkan citra terlalu terang, terlalu gelap, atau kehilangan detail penting. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan MPSO (Modified Particle Swarm Optimization) untuk memperoleh kombinasi parameter CLAHE terbaik secara otomatis dan efisien.

Table 6 Parameter

Parameter	
P1	[[4.0000, 8.0000, 1.5009]]
P2	[[4.0000, 24.0000, 14.4572]]
P3	[[8.0000, 4.0000, 1.6005]]
P4	[[17.0000, 4.0000, 3.8404]]
P5	[[4.0000, 4.0000, 18.8976]]
P5	[[4.0000, 24.0000, 18.5684]]
P7	[[4.0000, 24.0000, 6.4038]]
P8	[[4.0000, 4.0000, 3.7405]]
P9	[[10.0000, 19.0000, 13.0757]]
P10	[[11.0000, 6.0000, 4.5754]]
P11	[[5.0000, 20.0000, 12.4992]]
P12	[[5.0000, 4.0000, 13.6418]]
P13	[[4.0000, 17.0000, 6.5342]]
P14	[[4.0000, 4.0000, 19.7105]]
P15	[[4.0000, 4.0000, 19.7363]]

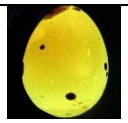
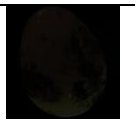
Evaluasi SSIM dan MSE digunakan untuk menilai kualitas citra hasil preprocessing MPSO-CLAHE pada setiap parameter P1, P2, P3, dan P4. SSIM mengukur kemiripan citra asli dan citra hasil enhancement, sedangkan MSE mengukur tingkat perubahan piksel. Nilai SSIM yang tinggi dan MSE yang rendah menunjukkan kualitas citra yang lebih baik. Perbedaan nilai pada setiap parameter menunjukkan bahwa kombinasi CLAHE memberikan pengaruh berbeda terhadap kualitas citra telur, sehingga evaluasi ini digunakan untuk menentukan parameter terbaik agar CNN dapat mengenali fitur telur secara lebih optimal.

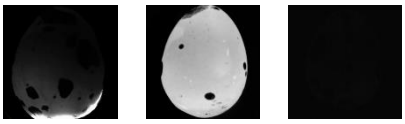
Table 7 SSIM dan MSE

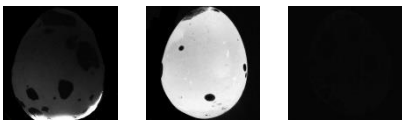
Parameter	Class	SSIM	MSE
P1	Fertil	0.5265	654.14
	Infertil	0.5724	3090.93
	Busuk	0.6989	154.45
	Rata-rata	0.5993	1299.84
P2	Fertil	0.5499	584.61
	Infertil	0.5964	2702.95
	Busuk	0.7139	97.67
	Rata-rata	0.6201	1128.41
P3	Fertil	0.4968	891.56
	Infertil	0.5362	3953.61
	Busuk	0.6892	176.03
	Rata-rata	0.5741	1673.73
P4	Fertil	0.5878	414.24
	Infertil	0.6316	2221.67
	Busuk	0.7277	81.88
	Rata-rata	0.6491	905.93
P5	Fertil	0.4051	2405.72
	Infertil	0.4799	6147.49
	Busuk	0.6498	378.47
	Rata-rata	0.5116	2977.23

Citra uniform digunakan untuk menyeragamkan karakteristik visual citra telur serta mengurangi pengaruh variasi warna, pencahayaan, dan bayangan pada citra RAW. Pendekatan ini bertujuan menonjolkan pola intensitas dan tekstur permukaan telur secara lebih konsisten. Dalam penelitian ini, citra RAW, CLAHE, dan uniform digunakan sebagai tiga skenario masukan CNN untuk membandingkan pengaruh preprocessing terhadap klasifikasi telur fertil, infertil, dan busuk, sehingga diperoleh model dengan performa terbaik.

Table 8 Dataset CNN

Model	Fertil	Infertil	Busuk
RAW			

CLAHE 

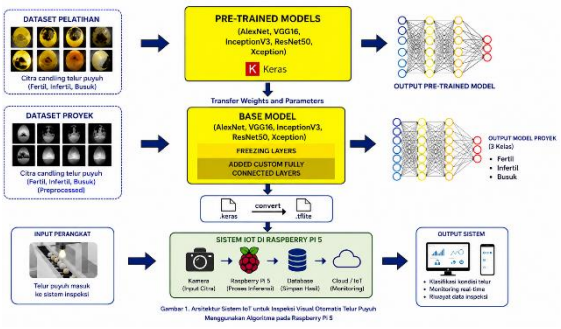
UNIFORM 

3.3 Pelatihan Model CNN

Pelatihan model CNN dilakukan dengan membagi dataset menjadi 70% data train, 15% data validation, dan 15% data test. Penelitian ini menggunakan arsitektur AlexNet, Inception, ResNet50, VGG16, dan Xception untuk membandingkan performa klasifikasi citra telur fertil, infertil, dan busuk. Data validation digunakan untuk memantau proses pelatihan, sedangkan data test digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model terhadap data baru sehingga diperoleh arsitektur dengan kinerja terbaik.

3.4 Pelatihan Sistem

Dalam analisa model yang akan digunakan pada model CNN pada sistem alat penulis di latih menggunakan model AlexNet, Inception, ResNet50, VGG 16, dan Xception.



Gambar 1. Arsitektur Sistem IoT untuk Inspeksi Visual Otomatis Telur Puyuh Menggunakan Algoritma pada Raspberry Pi 5

3.4.1 Table 9 Hasil AlexNet

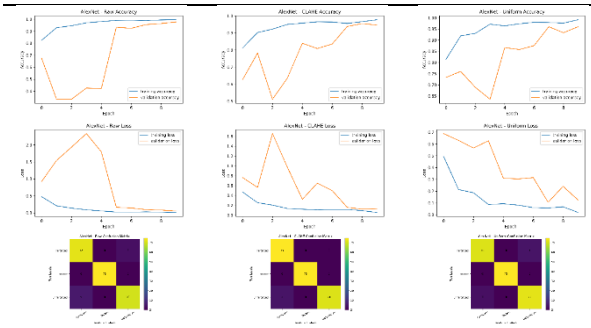
Fertil	Infertil	Busuk
		

Table 10

Fertil	Infertil	Busuk

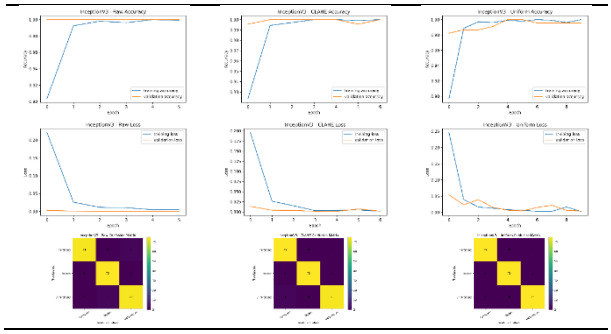


Table 11

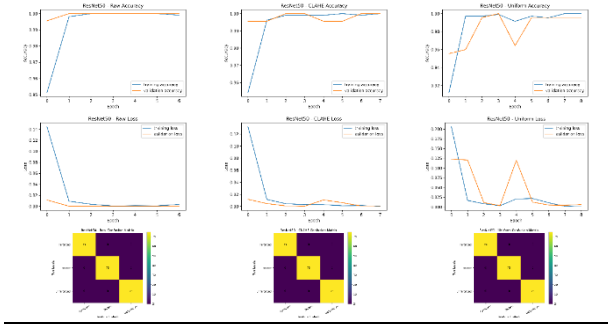
Fertil	Infertil	Busuk
		

Table 12

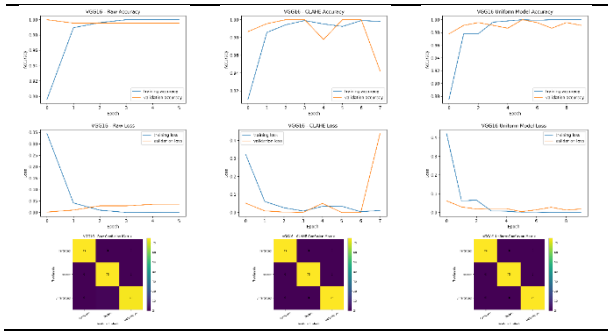
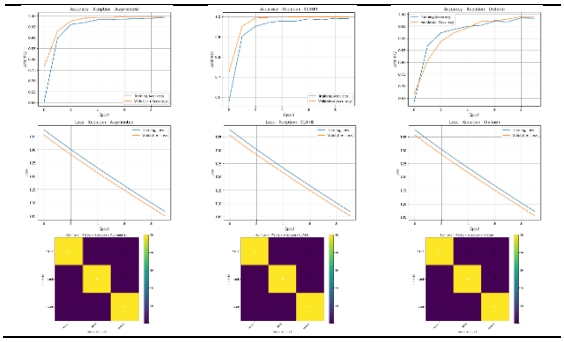
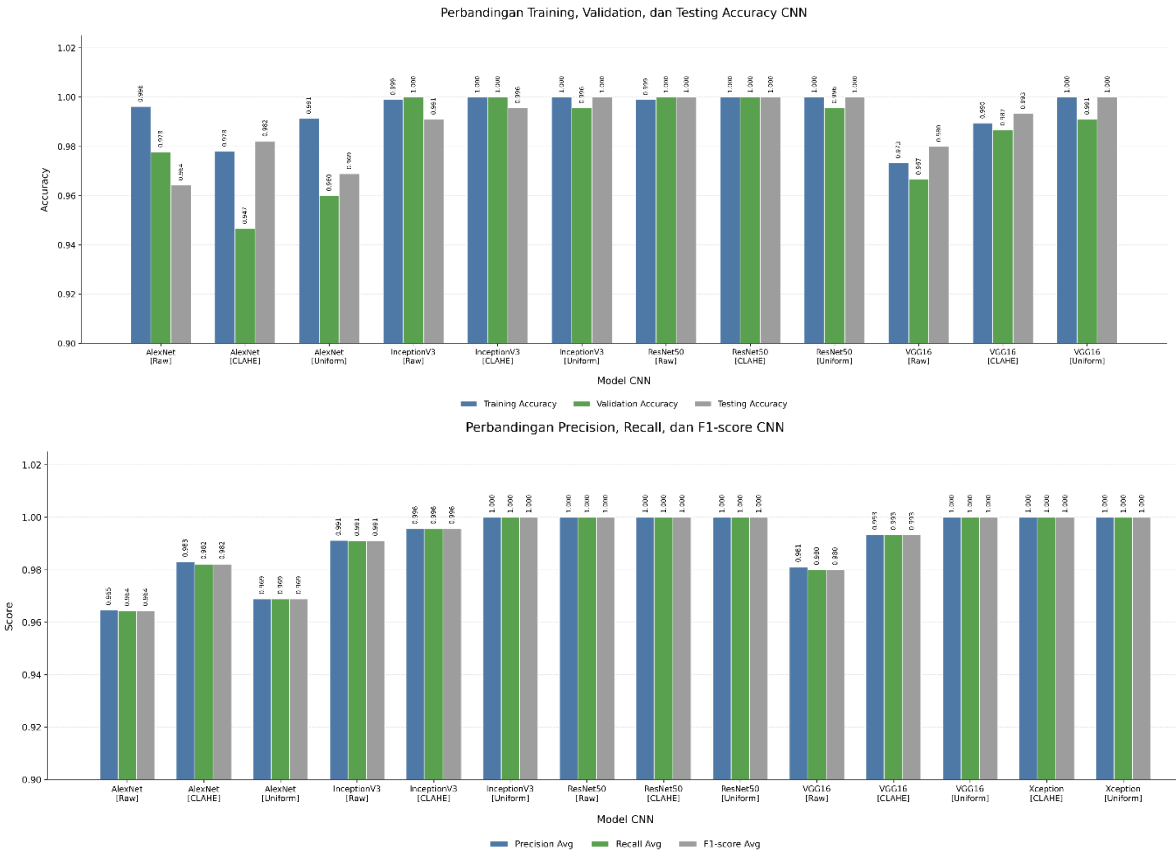
Fertil	Infertil	Busuk
		

Table 13

Fertil	Infertil	Busuk
		



Berdasarkan tabel dan grafik perbandingan performa CNN, ResNet50 dipilih sebagai model terbaik karena menghasilkan training accuracy, validation accuracy, dan testing accuracy sebesar 100% pada dataset Raw, CLAHE, dan Uniform. Selain itu, nilai precision, recall, dan F1-score juga mencapai 1, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan telur fertil, infertil, dan busuk secara tepat. Grafik ranking model menempatkan ResNet50 pada posisi tertinggi di seluruh skenario preprocessing, sehingga model ini dinilai paling stabil dan optimal untuk diterapkan pada sistem klasifikasi telur puyuh berbasis konveyor.

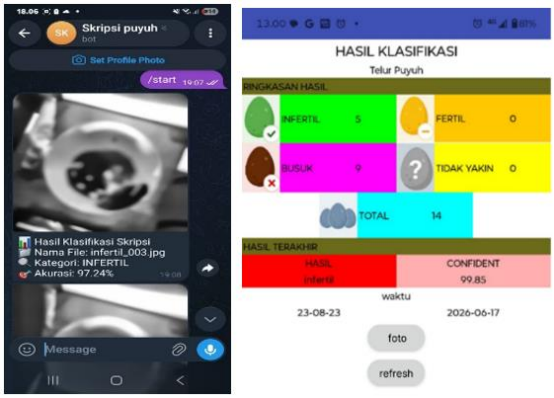
3.5 Integrasi Alat dan Sistem



Gambar 7 Hasil Kamera ResNet50 Uniform

Gambar 15 menampilkan alat, sementara Tabel 4.6 menyajikan data hasil pengujian terhadap beberapa sampel telur menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) setelah melalui tahap uniform preprocessing. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa objek telur dapat terdeteksi dengan baik dan berhasil dipisahkan dari latar belakang (background). Alhasil, proses klasifikasi pada sistem deteksi telur puyuh berbasis candling ini dapat berjalan secara optimal.

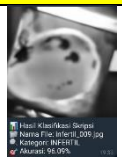
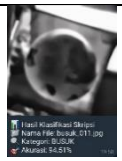
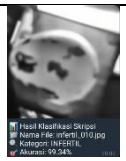
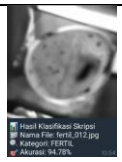
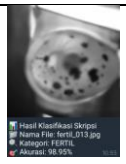
Table 14 Tampilan Kodular dan Telegram



Pada gambar 17 tampilan kodular dan telegram yang mana kodular app menampilkan hasil klasifikasi infertil, fertil, busuk, total, tidak yakin, dan total telur puyuh yang terdeteksi. Pada app ini penulis juga menampilkan hasil terakhir klasifikasi dan nilai klasifikasi. Ikon "foto" digunakan untuk mentrigger kamera untuk mengambil gambar dan refresh sebagai reset. Dan Telegram digunakan untuk mengirim gambar dari sistem yang berjalan.

3.6 Pengambilan Sampel

Table 15 Sampel Hasil Alat

Sampel	Hasil		Confident (%)
	Foto	Klasifikasi	
Sampel 1		Infertil	96.09
Sampel 2		Busuk	94.51
Sampel 3		Infertil	99.34
Sampel 4		Fertil	94.78
Sampel 5		Fertil	98.95

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, sistem inspeksi visual otomatis telur puyuh berbasis IoT menggunakan Raspberry Pi 5 berhasil mengklasifikasikan telur fertil, infertil, dan busuk secara

otomatis. Model ResNet50 memperoleh performa terbaik dengan akurasi, precision, recall, dan F1-score mencapai 85%. Sistem ini dapat meningkatkan efisiensi seleksi telur, meskipun masih perlu diuji dengan dataset yang lebih besar dan bervariasi.

5. DAFTAR PUSTAKA

[1] R. N. Putri, A. H. Daulay, A. S. Pasaribu, and T. Ananta, "Marketing Analysis of Quail Eggs in 3 Different Traditional Markets in Medan City," vol. 11, no. 2, pp. 101–111, 2023, doi: 10.32734/jpi.v11i2.14342.

[2] A. Statistics, STATISTIK PERTANIAN AGRICULTURAL STATISTICS 2024. 2024.

[3] W. Ahmed, A. Sprigler, J. Lee, R. N. Dilger, G. Chowdhary, and M. Kamruzzaman, "Non-destructive detection of pre-incubated chicken egg fertility using hyperspectral imaging and machine learning," Smart Agric. Technol., vol. 10, no. September 2024, p. 100857, 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.100857.

[4] T. Ahmed, W. Ahmed, O. Monjur, J. Lee, G. Chowdhary, and M. Kamruzzaman, "Hyperspectral image reconstruction for predicting chick embryo mortality towards advancing egg and hatchery industry," Smart Agric. Technol., vol. 9, no. June, p. 100533, 2024, doi: 10.1016/j.atech.2024.100533.

[5] Y. L. Brasil and D. F. Barbin, "Fast online estimation of quail eggs freshness using portable NIR spectrometer and machine learning," Food Control, vol. 131, no. May 2021, p. 108418, 2022, doi: 10.1016/j.foodcont.2021.108418.

[6] S. Arefeh et al., "Determination of brown egg fertility by multi-directional visible / near-infrared spectroscopy and machine learning ☆," J. Appl. Poult. Res., vol. 34, no. 2, p. 100534, 2025, doi: 10.1016/j.japr.2025.100534.

[7] J. J. Maglasang et al., "Duck egg embryonic development classification using transfer learning and CNN," Smart Agric. Technol., vol. 11, no. April, 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.100932.

[8] S. L. de Castro Júnior, A. E. C. M. Cândido, A. C. de S. Silva, and I. J. O. da Silva, "Translucency of chicken eggs: proposal of an automated system for analysis and classification," Poult. Sci., vol. 104, no. 10, 2025, doi: 10.1016/j.psj.2025.105612.

[9] W. Ahmed, A. Khaliduzzaman, J. Lee, and M. Kamruzzaman, "An overview of recent advancements in hyperspectral imaging in the egg and hatchery industry," Comput. Electron. Agric., vol. 230, no. November 2024, p. 109847, 2025, doi: 10.1016/j.compag.2024.109847.

[10] M. B. Alwi, R. Medistarani, A. T. Kamila, R. T. Sarwanti, U. S. Karawang, and T. Timur, "PENGEMBANGAN SISTEM ABSENSI MAHASISWA BERBASIS IOT DENGAN INTEGRASI RFID DAN TELEGRAM," vol. 14, no. 1, 1866, doi: 10.23960/jitet.v14i1.8379.

[11] N. A. Ismael et al., "The relationship between eggshell color , hatching traits , fertility , mortality , and some qualitative aspects of Japanese quail (Coturnix japonica) eggs," Poult. Sci., vol. 103, no. 2, p. 103298, 2023, doi: 10.1016/j.psj.2023.103298.

[12] B. Grzegrzółka et al., "Physical and biochemical characteristics of Japanese quail (Coturnix japonica) eggs based on shell color," vol. 43, no. 2, pp. 203–214, 2025, doi: 10.2478/aspr-2025-0014.

[13] M. Huda, E. F. Lisnanti, and A. Mukmin, "KUALITAS TELUR PUYUH (Coturnix coturnix japonica) PADA MASA AWAL PRODUKSI DENGAN PAKAN YANG MENGGUNAKAN HASIL SAMPING KACANG HIJAU SEBAGAI SUBSTITUSI PAKAN The," vol. 26, no. 2, pp. 100–114, 2025, doi: 10.21776/ub.jtapro.2025.026.02.1.

[14] S. Nasution and F. Aulia, "Penerapan Metode Segmentasi Warna HSV untuk Deteksi Objek Berbasis Warna pada Citra Digital," no. November, 2025.

[15] S. Hallur and A. Gavade, "Franklin Open Image feature extraction techniques : A comprehensive review," Franklin Open, vol. 12, no. September, p. 100366, 2025, doi: 10.1016/j.fraope.2025.100366.