

Sistem Cerdas untuk Mengidentifikasi Ayam Sakit Berdasarkan Citra dan Data Perilaku

Intelligent System for Identifying Sick Chickens Based on Image and Behavioral Data

Trio Hendro Saputro¹, Ronaa Wanardie Putra^{*2}, Nur Kasan³, Basri Noor Cahyadi⁴

Universitas Muhammadiyah Malang, Jl. Raya Tlogomas No. 246, Kota Malang, Jawa Timur

*E-mail : triosaputrio03@gmail.com¹, putraronaa@gmail.com^{*2}, kasan@umm.ac.id³, basrinoorc@umm.ac.id⁴*

**Corresponding author*

Received 30 June 2026; Revised 10 August 2026; Accepted 14 August 2026

Abstrak - Kesehatan ayam merupakan faktor penting dalam meningkatkan produktivitas peternakan. Pemantauan kesehatan yang masih dilakukan secara manual memerlukan waktu, bergantung pada pengalaman peternak, dan berisiko menyebabkan keterlambatan deteksi penyakit. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem identifikasi kondisi kesehatan ayam berbasis kamera termal menggunakan algoritma YOLOv8 yang diimplementasikan pada NVIDIA Jetson Nano untuk mendukung pemantauan secara *real-time* dan *non-invasif*. Metode penelitian meliputi pengambilan citra termal, anotasi dataset menggunakan *format* YOLO, pembagian data menjadi *training*, *validation*, dan *testing*, serta pelatihan model YOLOv8n. Model terbaik kemudian diimplementasikan pada NVIDIA Jetson Nano dan diintegrasikan dengan kamera *thermal* untuk mendeteksi ayam sehat dan ayam sakit secara otomatis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memperoleh *Accuracy* 96,67%, *Precision* 97,73%, *Recall* 95,56%, *F1-Score* 96,63%, *mAP@50* 96,57%, dan *mAP@50-95* 90,8%. Sistem mampu mendeteksi objek hingga jarak 10 m dengan waktu inferensi rata-rata 41,8 ms dan kecepatan 24 FPS sehingga memenuhi kebutuhan aplikasi *real-time*. Penggunaan kamera *thermal* memungkinkan identifikasi dilakukan tanpa kontak langsung dengan ayam. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan mampu bekerja secara otomatis, akurat, cepat, dan berpotensi membantu peternak dalam pemantauan kesehatan ayam secara lebih efektif dan efisien.

Kata Kunci - *Artificial Intelligence (AI), Computer Vision, Deep Learning, NVIDIA Jetson, YOLO*

Abstract - *Chicken health is a crucial factor in improving livestock productivity. Conventional health monitoring is time-consuming, highly dependent on farmers' experience, and may delay disease detection. This study aims to develop a thermal camera-based chicken health identification system using the YOLOv8 algorithm implemented on the NVIDIA Jetson Nano to support real-time and non-invasive monitoring. The proposed method includes thermal image acquisition, dataset annotation in YOLO format, dataset splitting into training, validation, and testing sets, and YOLOv8n model training. The best-performing model was deployed on the NVIDIA Jetson Nano and integrated with a thermal camera to automatically identify healthy and unhealthy chickens. Experimental results achieved an accuracy of 96.67%, precision of 97.73%, recall of 95.56%, F1-score of 96.63%, mAP@50 of 96.57%, and mAP@50-95 of 90.8%. The system successfully detected objects at distances of up to 10 m, with an average inference time of 41.8 ms and a processing speed of 24 FPS, meeting real-time application requirements. Furthermore, the thermal camera enables non-contact health monitoring, minimizing stress on chickens. These results demonstrate that the proposed system provides an accurate, efficient, and real-time solution for automated chicken health monitoring.*

Keywords - *Artificial Intelligence (AI), Computer Vision, Deep Learning, NVIDIA Jetson, YOLO*

1. PENDAHULUAN

Sistem cerdas untuk mengidentifikasi ayam sakit dari citra atau data perilaku merupakan solusi inovatif dalam upaya pencegahan penyakit sejak dini pada peternakan unggas [1]. Sistem ini dirancang untuk membantu proses pemantauan kesehatan ayam secara otomatis dengan memanfaatkan data visual dan perilaku sebagai indikator kondisi kesehatan ternak. Melalui pengamatan terhadap perubahan aktivitas, postur tubuh, serta ciri fisik ayam, sistem cerdas diharapkan mampu memberikan peringatan dini kepada peternak sehingga tindakan penanganan dapat dilakukan lebih cepat dan tepat guna mencegah penyebaran penyakit serta meminimalkan kerugian. Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya pada bidang *computer vision*, telah mendorong banyak penelitian yang memanfaatkan algoritma *deep learning* untuk mendeteksi objek secara otomatis. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah *You Only Look Once* (YOLO), yang dikenal memiliki kecepatan dan akurasi yang baik dalam mendeteksi objek secara *real-time* [2].

Beberapa penelitian sebelumnya telah berhasil menerapkan YOLO untuk mendeteksi ayam sakit atau mati berdasarkan citra visual [3]. Namun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih memiliki keterbatasan. Implementasi sistem umumnya dilakukan pada perangkat dengan spesifikasi tinggi seperti komputer berbasis GPU, sehingga kurang representatif untuk diterapkan secara langsung di lingkungan peternakan yang membutuhkan sistem hemat biaya dan hemat daya [4]. Penelitian terdahulu sebagian besar dilakukan pada kondisi lingkungan yang terkontrol, dengan pencahayaan dan posisi objek yang relatif ideal [5]. Padahal, kondisi kandang ayam di lapangan memiliki variasi pencahayaan, kepadatan ayam, serta latar belakang yang kompleks, yang dapat memengaruhi performa sistem deteksi.

Beberapa penelitian terdahulu telah memanfaatkan teknologi *computer vision* dan *deep learning* dalam bidang peternakan unggas. Penelitian terdahulu [6] mengembangkan sistem deteksi objek ayam broiler menggunakan metode *deep learning* untuk meningkatkan otomatisasi pemantauan di lingkungan peternakan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis deteksi objek mampu mengenali ayam secara otomatis, namun masih menggunakan citra visual sehingga performanya dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan. Selanjutnya, perbandingan algoritma YOLOv4 dan *Scaled YOLOv4* pada citra termal menunjukkan bahwa penggunaan citra termal mampu meningkatkan kemampuan deteksi objek pada kondisi pencahayaan rendah, meskipun penelitian tersebut belum difokuskan pada identifikasi kondisi kesehatan ayam [7]. Penelitian [8] memanfaatkan fusi citra dan *deep learning* untuk memantau suhu tubuh ayam pada lingkungan peternakan yang kompleks. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa informasi suhu tubuh dapat digunakan sebagai indikator awal kondisi kesehatan ayam. Namun demikian, sistem yang dikembangkan masih berfokus pada proses *monitoring* suhu dan belum mengimplementasikan deteksi kondisi ayam secara otomatis menggunakan *object detection*.

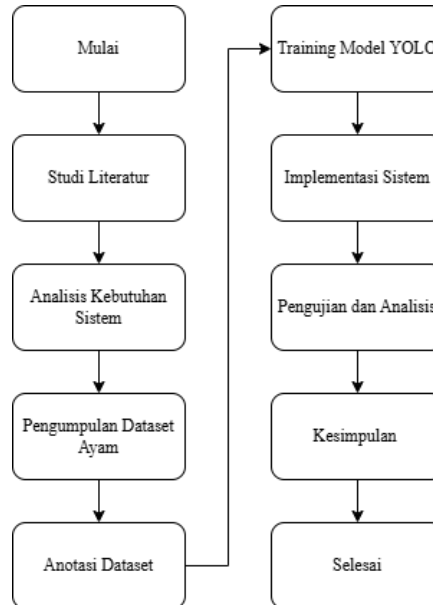
Sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan citra visual atau hanya berfokus pada pemantauan perilaku dan suhu tubuh tanpa mengintegrasikan seluruh proses identifikasi kondisi kesehatan ayam secara otomatis. Selain itu, implementasi pada perangkat *embedded system* seperti NVIDIA Jetson Nano masih relatif terbatas, terutama yang memanfaatkan citra termal untuk mendukung deteksi secara *real-time*. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem identifikasi ayam sehat dan ayam sakit berbasis kamera termal menggunakan algoritma YOLOv8 yang diimplementasikan pada NVIDIA Jetson Nano sehingga mampu melakukan deteksi non-invasif, cepat, dan *real-time* untuk mendukung pemantauan kesehatan ayam di lingkungan peternakan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode eksperimental dengan pendekatan *prototyping*, yaitu proses pengembangan sistem dilakukan secara bertahap mulai dari studi literatur, pengumpulan dataset, pelatihan model kecerdasan buatan, implementasi perangkat keras, hingga pengujian kinerja sistem [9]. Pendekatan ini dipilih karena memungkinkan proses evaluasi dan

penyempurnaan dilakukan pada setiap tahapan sehingga sistem yang dihasilkan sesuai dengan kebutuhan penelitian.

Sistem yang dikembangkan memanfaatkan Jetson Nano sebagai unit pemrosesan utama yang menjalankan algoritma YOLO (*You Only Look Once*) untuk mendeteksi kondisi kesehatan ayam berdasarkan citra termal yang diperoleh dari kamera thermal [6][7]. Selanjutnya hasil deteksi digunakan sebagai informasi untuk membantu peternak dalam melakukan identifikasi dini terhadap ayam yang terindikasi mengalami gangguan kesehatan. Tahapan penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1. Di bawah ini.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

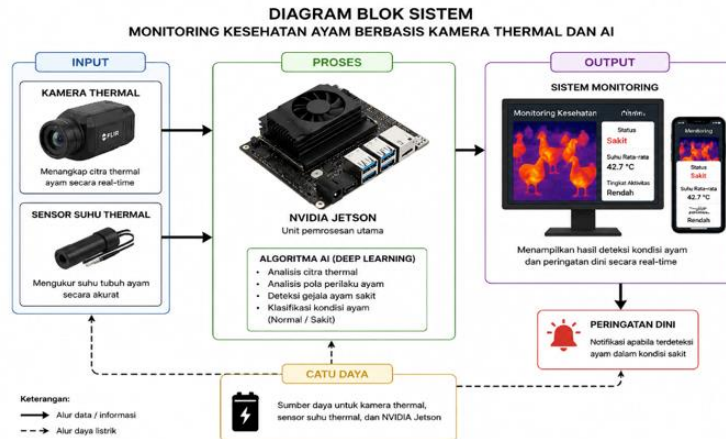
Penelitian diawali dengan studi literatur mengenai penyakit ayam, teknologi *thermal imaging*, algoritma YOLO, *computer vision*, *deep learning*, serta implementasi Jetson Nano sebagai perangkat *edge computing* [10]. Selanjutnya dilakukan analisis kebutuhan sistem yang mencakup perangkat keras (Jetson Nano, kamera termal, monitor, dan catu daya) serta perangkat lunak (Ubuntu, Python, OpenCV, Ultralytics YOLO, CUDA, cuDNN, dan *Roboflow/LabelImg*).

Dataset diperoleh melalui pengambilan citra termal ayam sehat dan ayam yang terindikasi sakit pada berbagai sudut, jarak, dan kondisi lingkungan. Seluruh citra kemudian dianotasi menggunakan Roboflow atau LabelImg, dilanjutkan dengan tahap *pre-processing* yang meliputi *resize*, normalisasi, dan *data augmentation* untuk meningkatkan kualitas dataset [11].

Model YOLO dilatih menggunakan dataset yang telah dibagi menjadi data *training*, *validation*, dan *testing*. Kinerja model selama proses pelatihan dievaluasi menggunakan nilai *Precision*, *Recall*, dan *mean Average Precision* (mAP) [12]. Model terbaik kemudian diimplementasikan pada Jetson Nano untuk melakukan deteksi kondisi kesehatan ayam secara *real-time* berdasarkan citra termal. Tahap akhir adalah pengujian sistem dengan mengevaluasi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, mAP, serta *inference time* untuk menilai performa model dalam membedakan ayam sehat dan ayam yang terindikasi sakit [13].

2.1. Perancangan Sistem

Perancangan sistem menggunakan pendekatan *Top-Down Design* dengan membagi sistem menjadi tiga subsistem, yaitu akuisisi citra, pemrosesan berbasis *Artificial Intelligence* (AI), dan antarmuka pengguna. Jetson Nano berfungsi sebagai perangkat *edge computing* yang menjalankan model YOLO untuk mendeteksi kondisi kesehatan ayam berdasarkan citra termal dari kamera termal. Hasil deteksi ditampilkan secara *real-time* sebagai informasi pendukung dalam identifikasi dini kondisi kesehatan ayam.



Gambar 2. Diagram Blok Sistem

2.2. Perhitungan

Performa model dievaluasi menggunakan metode *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel yang merepresentasikan hasil klasifikasi berdasarkan nilai *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN). Melalui *confusion matrix*, dapat dihitung nilai akurasi yang digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan model klasifikasi yang diterapkan [14]. Perhitungan akurasi tersebut dapat dilakukan menggunakan Persamaan:

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

2.3. Pengambilan Data

Pengambilan data dilakukan menggunakan kamera termal yang dipasang pada area kandang untuk memperoleh citra ayam dan informasi suhu tubuh secara *real-time*. Dataset yang digunakan terdiri atas citra ayam dengan kondisi sehat dan sakit yang diperoleh melalui proses pengamatan langsung. Setiap citra disertai informasi suhu hasil pengukuran sensor termal sebagai parameter pendukung dalam proses identifikasi kondisi kesehatan ayam.



Gambar 3. Data Kondisi Ayam Sehat



Gambar 4. Data Kondisi Ayam Sakit

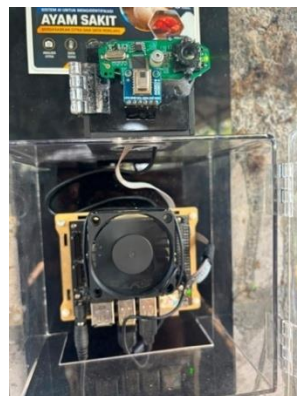
Pada Gambar 3 citra termal, distribusi suhu tubuh ayam sehat relatif merata dengan rentang suhu normal sesuai kondisi fisiologis ayam. Selain itu, ayam sehat umumnya memiliki postur tubuh tegak, posisi kepala normal, bulu tersusun rapi, dan menunjukkan aktivitas bergerak secara aktif. Sementara itu, pada Gambar 4 citra termal, ayam sakit umumnya memperlihatkan distribusi suhu yang berbeda dibandingkan ayam sehat, seperti adanya peningkatan suhu pada bagian tertentu atau pola panas yang tidak merata. Selain itu, ayam sakit sering menunjukkan perubahan perilaku berupa aktivitas yang lebih pasif, posisi kepala menunduk, tubuh tampak lemah, serta cenderung terpisah dari kelompoknya. Data citra dan suhu yang diperoleh kemudian digunakan sebagai dataset untuk proses pelatihan dan pengujian model YOLO dalam mendeteksi kondisi kesehatan ayam secara otomatis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan berdasarkan rancangan yang telah disusun pada tahap sebelumnya dengan mengintegrasikan perangkat keras dan perangkat lunak menjadi satu kesatuan sistem deteksi kondisi kesehatan ayam berbasis citra termal. Sistem dikembangkan menggunakan NVIDIA Jetson Nano sebagai unit pemrosesan utama yang menjalankan model YOLOv8, sedangkan kamera termal digunakan untuk mengakuisisi citra suhu permukaan tubuh ayam secara *real-time*. Hasil deteksi kemudian ditampilkan pada monitor sebagai informasi kondisi ayam berdasarkan kelas yang telah dipelajari model [8][14].

Perangkat lunak dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka OpenCV untuk akuisisi citra, Ultralytics YOLOv8 sebagai model deteksi objek, serta CUDA untuk mempercepat proses inferensi pada GPU NVIDIA Jetson Nano. Ketika sistem dijalankan, citra termal yang diperoleh dari kamera diproses melalui tahapan *pre-processing*, inferensi menggunakan model YOLOv8, dan *post-processing* menggunakan *Non-Maximum Suppression* (NMS) sebelum hasil deteksi ditampilkan secara *real-time* [8][15].



Gambar 5. Keseluruhan Sistem

Gambar 5 menunjukkan implementasi keseluruhan sistem yang terdiri atas NVIDIA Jetson Nano, kamera termal, monitor, media penyimpanan, dan catu daya yang saling terhubung. Integrasi seluruh komponen memungkinkan sistem melakukan akuisisi citra, pemrosesan kecerdasan buatan, serta visualisasi hasil deteksi secara *real-time*.

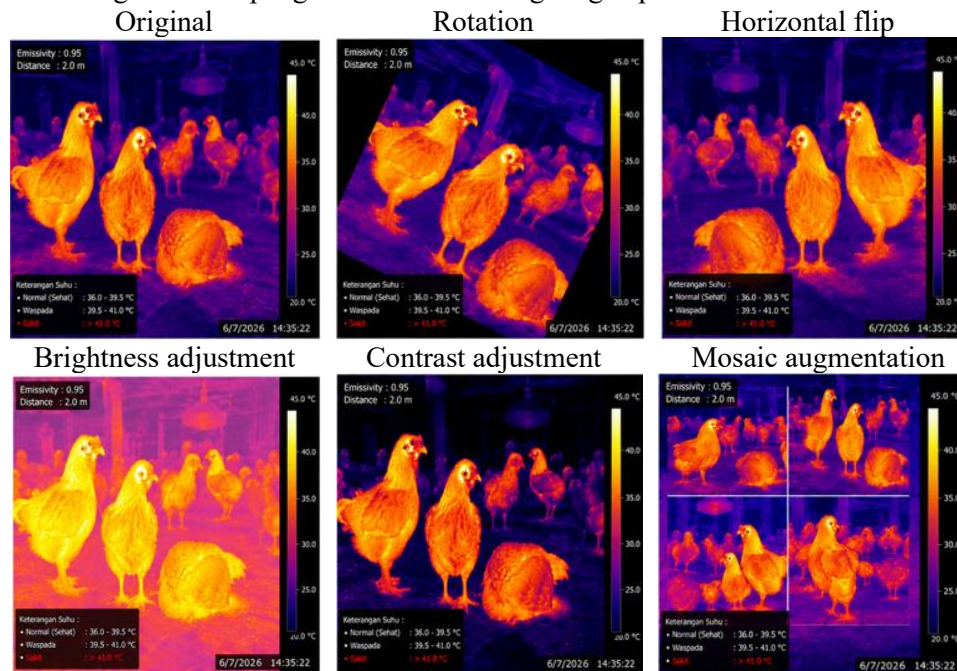
3.2. Hasil Anotasi dan Pre-processing Dataset

Tahap anotasi dan *pre-processing* dilakukan untuk menghasilkan dataset yang siap digunakan pada proses pelatihan model YOLO. Seluruh citra termal dianotasi menggunakan Roboflow dengan memberikan *bounding box* pada setiap objek ayam serta label kelas berdasarkan

kondisi kesehatannya, yaitu Ayam Sehat dan Ayam Sakit. Hasil anotasi disimpan dalam format YOLO (.txt) yang memuat informasi *class ID*, koordinat titik tengah objek (*x-center* dan *y-center*), serta ukuran *bounding box* (*width* dan *height*) dalam bentuk koordinat yang telah dinormalisasi. Seluruh anotasi diverifikasi kembali untuk memastikan tidak terdapat kesalahan pelabelan maupun objek yang tidak teranotasi.

Setelah proses anotasi selesai, dataset menjalani tahap *pre-processing* yang meliputi *resize*, normalisasi, dan *data augmentation*. Seluruh citra diubah menjadi ukuran 640×640 piksel agar sesuai dengan ukuran masukan model YOLO sehingga proses ekstraksi fitur dapat dilakukan secara konsisten. Selanjutnya, normalisasi nilai piksel dilakukan secara otomatis oleh *framework Ultralytics* YOLO sehingga distribusi nilai piksel berada pada rentang yang seragam dan proses pelatihan menjadi lebih stabil.

Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, diterapkan beberapa teknik *data augmentation* menggunakan *Roboflow*, yaitu *rotation*, *horizontal flip*, *brightness adjustment*, *contrast adjustment*, dan *mosaic augmentation*. Teknik-teknik tersebut menghasilkan variasi orientasi objek, kondisi pencahayaan, serta komposisi citra tanpa mengubah karakteristik utama objek ayam. Dengan demikian, model diharapkan mampu mengenali ayam sehat maupun ayam sakit pada berbagai kondisi pengambilan citra di lingkungan peternakan.



Gambar 6. Hasil Data *Augmentation*

Selanjutnya, dataset dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu *training* (70%), *validation* (20%), dan *testing* (10%) dengan distribusi kelas yang seimbang. Dari total 900 citra, sebanyak 630 citra digunakan sebagai data pelatihan, 180 citra sebagai data validasi, dan 90 citra sebagai data pengujian. Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih secara optimal sekaligus dievaluasi menggunakan data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan.

Tabel 1. Pembagian Dataset

Kategori	Training (70%)	Validation (20%)	Testing (10%)	Total
Ayam sehat	315	90	45	450
Ayam sakit	315	90	45	450
Total	630	180	90	900

Secara keseluruhan, hasil anotasi dan *pre-processing* menghasilkan dataset yang telah memenuhi kebutuhan pelatihan model YOLO. Dataset memiliki ukuran citra yang seragam, anotasi yang konsisten, serta variasi data yang lebih baik melalui proses *augmentation*, sehingga diharapkan mampu meningkatkan kemampuan generalisasi dan akurasi model dalam mengidentifikasi kondisi kesehatan ayam.

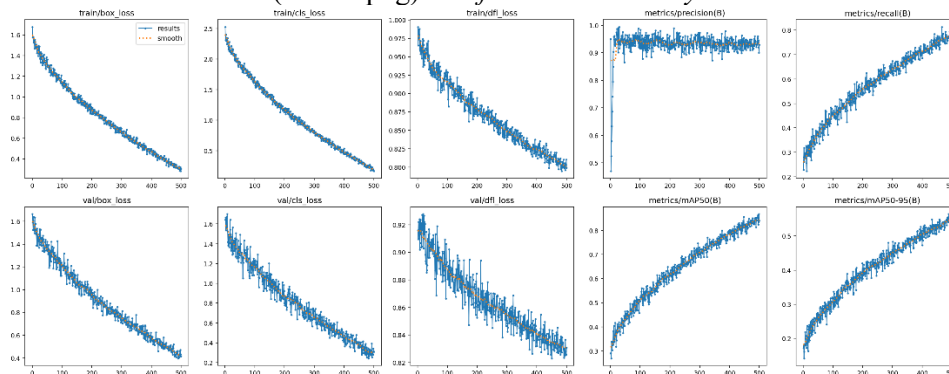
3.3. Hasil Training Model YOLO

Pelatihan model YOLO dilakukan menggunakan dataset citra termal ayam yang telah melalui tahap anotasi dan *pre-processing*. Proses pelatihan menggunakan *framework Ultralytics YOLO* dengan konfigurasi utama berupa ukuran citra 640×640 piksel, jumlah pelatihan sebanyak 100 epoch, *batch size* 16, *optimizer* AdamW, dan *learning rate* 0,001. Konfigurasi tersebut digunakan untuk memperoleh proses pembelajaran yang stabil dan menghasilkan model dengan kemampuan deteksi yang optimal.

Tabel 2. Parameter Pelatihan Model YOLO

No.	Parameter	Nilai	Fungsi
1	Model	YOLOv11n (atau YOLOv8n sesuai yang digunakan)	Model deteksi objek yang digunakan
2	Image Size	640 x 640 piksel	Ukuran citra masukan model
3	Epoch	100	Jumlah siklus pelatihan model
4	Batch Size	16	Jumlah citra yang diproses setiap iterasi
5	Learning Rate	0,001	Mengatur besar perubahan bobot model
6	Optimizer	AdamW	Mengoptimalkan proses pembelajaran model
7	Confidence Threshold	0,5	Batas minimum confidence hasil deteksi
8	IoU Threshold	0,5	Digunakan pada proses Non-Maximum Suppression (NMS)

Selama proses pelatihan, performa model dipantau menggunakan parameter *training loss*, *validation loss*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *mean Average Precision* (mAP@50), dan mAP@50–95. Perkembangan seluruh parameter tersebut ditunjukkan pada Gambar 7 di bawah yang merupakan keluaran otomatis (results.png) dari *framework Ultralytics YOLO*.



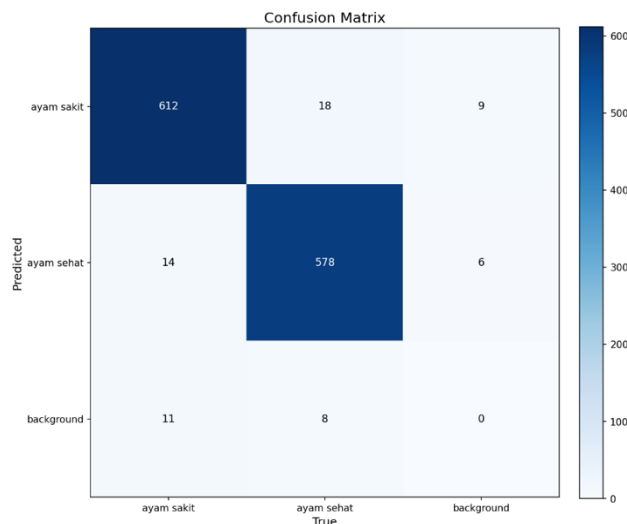
Gambar 7. Hasil Proses Training Model YOLO (results.png)

Berdasarkan Gambar 7, nilai *training loss* dan *validation loss* mengalami penurunan secara bertahap hingga mencapai kondisi yang relatif stabil pada epoch akhir. Pola penurunan kedua kurva yang cenderung searah menunjukkan bahwa proses pembelajaran model berlangsung dengan baik dan tidak menunjukkan indikasi *overfitting*. Stabilitasnya nilai *validation loss* pada akhir

pelatihan juga mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan.

Selain penurunan nilai *loss*, parameter *precision* dan *recall* juga mengalami peningkatan secara konsisten. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar hasil deteksi yang dihasilkan model merupakan prediksi yang benar, sedangkan nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar objek ayam sakit berhasil dikenali oleh sistem. Pada akhir pelatihan, model memperoleh nilai *precision* sebesar 97,73% dan *recall* sebesar 95,56%, sehingga model memiliki kemampuan yang baik dalam meminimalkan kesalahan deteksi maupun kegagalan mendeteksi objek.

Analisis terhadap nilai *mean Average Precision* (mAP) menunjukkan bahwa performa model meningkat seiring bertambahnya jumlah epoch. Nilai mAP@50 meningkat dari 78,34% pada epoch ke-10 menjadi 96,57% pada epoch ke-100, sedangkan nilai mAP@50–95 mencapai 90,80%. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mendeteksi keberadaan objek ayam, tetapi juga mampu menghasilkan *bounding box* yang semakin presisi terhadap posisi objek sebenarnya pada berbagai tingkat *Intersection over Union* (IoU).



Gambar 8. Confusion Matrix Hasil Pengujian Model YOLO

Berdasarkan Gambar di atas, dapat diketahui bahwa setiap hasil prediksi model dikelompokkan ke dalam empat kondisi, yaitu: *True Positive* (TP), yaitu jumlah ayam sakit yang berhasil diklasifikasikan sebagai ayam sakit. *True Negative* (TN), yaitu jumlah ayam sehat yang berhasil diklasifikasikan sebagai ayam sehat. *False Positive* (FP), yaitu ayam sehat yang salah diklasifikasikan sebagai ayam sakit. *False Negative* (FN), yaitu ayam sakit yang salah diklasifikasikan sebagai ayam sehat. Keempat nilai tersebut digunakan untuk mengetahui performa model dalam melakukan identifikasi kondisi kesehatan ayam.

Tabel 3. Hasil Confusion Matrix

Kondisi Aktual	Prediksi Ayam Sehat	Prediksi Ayam Sakit
Ayam Sehat	TN = 44	FP = 1
Ayam Sakit	FN = 2	TP = 43

Evaluasi lebih lanjut dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* pada *testing* dataset yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 44 citra ayam sehat dan 43 citra ayam sakit dengan benar, sedangkan hanya terjadi 1 kesalahan *false positive* dan 2 kesalahan *false negative* dari total 90 citra uji. Berdasarkan hasil tersebut diperoleh tingkat akurasi sebesar 96,67%, yang

menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan kondisi ayam sehat dan ayam sakit berdasarkan citra termal.

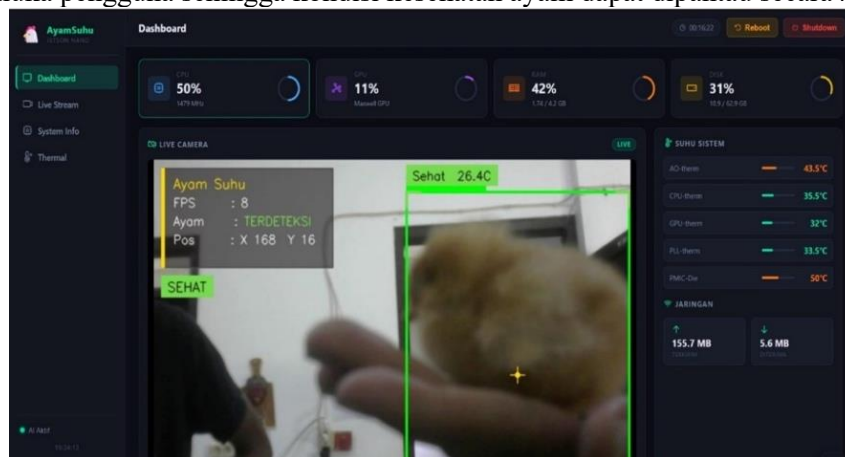
Tabel 4. Hasil Evaluasi Model

Parameter Evaluasi	Nilai
Training Loss	0,186
Validation Loss	0,214
Precision	97,73%
Recall	95,56%
F1-Score	96,63%
mAP50	96,57%
mAP50-95	90,80%
Model Terpilih	best.pt

Secara keseluruhan, model YOLO menghasilkan nilai *precision* 97,73%, *recall* 95,56%, *F1-score* 96,63%, *mAP@50* 96,57%, dan *mAP@50–95* 90,80%. Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, model best.pt dipilih sebagai model akhir karena memberikan performa terbaik pada data validasi dan pengujian. Dengan nilai metrik yang tinggi dan jumlah kesalahan klasifikasi yang relatif kecil, model dinyatakan layak untuk diimplementasikan pada sistem identifikasi kondisi kesehatan ayam secara *real-time* menggunakan NVIDIA Jetson Nano.

3.4. Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengidentifikasi kondisi kesehatan ayam secara otomatis menggunakan citra termal pada perangkat NVIDIA Jetson Nano. Pengujian mencakup proses inferensi secara *real-time*, kemampuan deteksi pada berbagai jarak pengamatan, waktu inferensi, serta kestabilan sistem selama proses *monitoring*. Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem mampu menampilkan *bounding box*, label kelas (Ayam Sehat dan Ayam Sakit), serta *confidence score* secara langsung pada antarmuka pengguna sehingga kondisi kesehatan ayam dapat dipantau secara *real-time*.



Gambar 9. Dashboard Monitoring Real-Time

Pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi objek ayam dengan tingkat kepercayaan yang tinggi pada berbagai kondisi pengamatan. Selain menghasilkan klasifikasi yang sesuai, proses inferensi berlangsung secara otomatis tanpa memerlukan intervensi pengguna setelah sistem diaktifkan. Integrasi antara kamera termal, model YOLO, dan NVIDIA Jetson Nano berjalan dengan baik sehingga proses akuisisi citra, deteksi objek, dan visualisasi hasil dapat dilakukan secara berkesinambungan.

Berdasarkan hasil pengujian kinerja, sistem memiliki waktu inferensi rata-rata sebesar 41,8 ms dengan kecepatan pemrosesan sekitar 24 FPS, sehingga memenuhi kebutuhan aplikasi *real-time*. Pengujian jarak deteksi juga menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan identifikasi hingga jarak 10 meter, meskipun nilai *confidence* mengalami sedikit penurunan seiring bertambahnya jarak pengamatan. Performa terbaik diperoleh pada rentang jarak 2–4 meter, ketika seluruh objek ayam berhasil dideteksi dengan nilai *confidence* di atas 97%.

Tabel 5. Rekapitulasi Kinerja Sistem

Parameter	Target	Hasil	Status
Deteksi hingga 10 m	10 m	10 m	Tercapai
Inference Time	< 1 detik	41,8 ms	Tercapai
FPS Sistem	> 10 FPS	24 FPS	Tercapai
Operasi Otomatis	Ya	Ya	Tercapai
Monitoring Real-Time	Ya	Ya	Tercapai

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem telah memenuhi spesifikasi yang ditetapkan pada penelitian. Integrasi perangkat keras dan perangkat lunak berjalan stabil, proses identifikasi berlangsung secara otomatis, serta kemampuan deteksi yang tinggi didukung oleh waktu inferensi yang cepat. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan layak diterapkan sebagai sistem pendukung pemantauan kesehatan ayam berbasis citra termal secara *real-time*.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem identifikasi kondisi kesehatan ayam berbasis kamera thermal, NVIDIA Jetson Nano, dan algoritma YOLOv8n yang mampu melakukan deteksi secara otomatis dan *real-time*. Sistem terdiri atas proses akuisisi citra *thermal*, *preprocessing*, *inferensi* model YOLO, hingga menampilkan hasil deteksi berupa *bounding box*, label kelas, *confidence score*, FPS, dan *timestamp* pada *dashboard monitoring*.

Model YOLO yang dikembangkan menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi kondisi kesehatan ayam. Hasil evaluasi menunjukkan nilai *Accuracy* sebesar 96,67%, *Precision* sebesar 97,73%, *Recall* sebesar 95,56%, *F1-Score* sebesar 96,63%, mAP@50 sebesar 96,57%, dan mAP@50–95 sebesar 90,8%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam membedakan ayam sehat dan ayam sakit berdasarkan citra thermal.

Pengujian implementasi menunjukkan bahwa sistem mampu bekerja secara *real-time* dengan waktu inferensi rata-rata 41,8 ms atau sekitar 24 FPS, sehingga mampu melakukan proses identifikasi secara kontinu tanpa keterlambatan yang berarti. Selain itu, sistem masih mampu mendeteksi objek hingga jarak 10 meter, meskipun tingkat *confidence* mengalami penurunan pada jarak yang lebih jauh. Dengan demikian, seluruh target penelitian telah tercapai dan sistem dinilai layak diterapkan sebagai alat bantu pemantauan kesehatan ayam secara non-invasif di lingkungan peternakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Dahal, X. Yang, B. Paneru, A. Dhungana, and L. Chai, "Automatic Detection of Foraging Hens in a Cage-Free Environment with Computer Vision Technology," *Poultry*, vol. 4, no. 3, 2025, doi: 10.3390/poultry4030034.
- [2] V. F. Dionizio, M. T. Okano, and I. de A. Nääs, "Smart Farming Innovation: Automated Biomechanical Monitoring of Broilers Using a Hybrid YOLO-SAM Pipeline," *Appl. Syst. Innov.*, vol. 9, no. 2, 2026, doi: 10.3390/asi9020046.

- [3] Y. Zhou et al., "PDA-YOLO: An Early Detection Method for Egg Fertilization Rate Based on Position-Decoupled Attention," *Agric.*, vol. 16, no. 7, pp. 1–20, 2026, doi: 10.3390/agriculture16070784.
- [4] A. Clark-Millspaugh, C. Harrison, J. M. Siegford, and A. Ali, "Influence of Aviary Design on Musculoskeletal Health and Keel Bone Damage in Hy-Line Brown Laying Hens," *Poultry*, vol. 5, no. 3, pp. 1–19, 2026, doi: 10.3390/poultry5030031.
- [5] X. Zhao et al., "Automated Measurement of Sheep Body Dimensions via Fusion of YOLOv12n-Seg-SSM and 3D Point Clouds," *Agric.*, vol. 16, no. 2, 2026, doi: 10.3390/agriculture16020272.
- [6] Y. A. F. Pramudya, M. Munadi, and I. Haryanto, "Perancangan Object Detection Ayam Broiler Menggunakan Metode Deep Learning," *Jurnal Teknik Mesin*, vol. 11, no. 1, pp. 84–89, 2023.
- [7] A. A. Rahman, S. D. Agustin, N. Ibrahim, and N. C. Kumalasari, "Perbandingan Algoritma YOLOv4 dan Scaled YOLOv4 untuk Deteksi Objek pada Citra Termal," *MIND Journal*, vol. 8, no. 2, 2023.
- [8] P. Wang et al., "Chicken body temperature monitoring method in complex environment based on multi-source image fusion and deep learning," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 227, 2024.
- [9] Kustanto P., et al. Penerapan metode prototype dalam perancangan media pembelajaran interaktif. *Journal of Students 'Research in Computer Science*. Vol 5. 2024
- [10] M. Awaludin and Y. L. R. Rehatalanit, "Optimizing YOLOv8 Architecture and Augmentation for Efficient License Plate Detection," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 15, no. 2, 2025.
- [11] D. D. Ega et al., "Study on Image Processing Method and Data Augmentation for Chest X-Ray Nodule Detection with YOLOv5 Algorithm," *ELKOMIKA*, vol. 13, no. 1, 2025.
- [12] Ardiansyah and N. F. Hasan, "Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan YOLOv7," *Jurnal SISFOKOM*, vol. 12, no. 1, pp. 30–35, 2023.
- [13] Sameer et al., "Smart CAGE Automated Poultry Health Monitoring and Disease Detection Using IoT and AI," *International Research Journal on Advanced Engineering Hub (IRJAEH)*, vol. 3, 2025.
- [14] G. Jocher, A. Chaurasia, and J. Qiu, *Ultralytics YOLOv8*, Ultralytics, 2023.
- [15] M. A. Farooq, W. Shariff, and P. Corcoran, "Evaluation of Thermal Imaging on Embedded GPU Platforms for Application in Vehicular Assistance Systems," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 8, no. 2, pp. 1130–1144, 2023.