

DETEKSI KESEGARAN DAGING SAPI MENGGUNAKAN YOLO**Raihan Mar'ie Akhmadin ¹, Herry Sujaini ², Khairul Hafidh ³**

^aProgram Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura Kalimantan Barat
Jl. Prof. Dr. Hadari Nawari, Bansir Laut, Pontianak Tenggara, Kota Pontianak Kalimantan Barat

¹ Raihan.akhmadin@gmail.com, ² hs@untan.ac.id, ³ hafidh@informatika.untan.ac.id

Abstract

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengetahui apakah model YOLO dapat digunakan untuk mendeteksi kesegaran daging sapi dari citra daging sapi, yang mana masalah ini juga termasuk dalam masalah klasifikasi. Versi YOLO yang digunakan pada penelitian ini adalah YOLOv8n, YOLOv7-tiny, dan YOLOv5n. Dilakukan tiga skenario evaluasi pada model, yakni dengan citra daging sapi yang langsung diambil dari perangkat ponsel cerdas tanpa dilakukan preprocessing untuk skenario pertama, dilakukan preprocessing berupa cropping dan resizing untuk skenario kedua, dan dilakukan pengujian menggunakan citra yang sama namun dengan perubahan HSL untuk skenario ketiga. Metrik evaluasi Accuracy digunakan untuk menilai kemampuan klasifikasi dari ketiga model, dan metrik Mean Average Precision digunakan untuk mengukur performa object detection dari ketiga model yang dievaluasi. Dari hasil penelitian yang dilakukan, proses preprocessing berupa cropping dan resizing pada citra daging sapi sangat berpengaruh terhadap performa dari ketiga model yang diuji, dimana performa dari ketiga model naik lebih dari 700% pada skenario evaluasi kedua. Proses perubahan HSL juga sangat berpengaruh terhadap hasil deteksi dari ketiga model. Model dengan performa klasifikasi paling baik pada skenario pengujian pertama dan kedua adalah YOLOv8n, dengan nilai accuracy sebesar 5,66% pada pengujian skenario pertama dan 47,32% pada skenario pengujian kedua. Model dengan performa object detection paling baik pada skenario evaluasi pertama adalah YOLOv8n dengan mAP 0.5 sebesar 0.044, sedangkan model dengan performa paling baik pada skenario evaluasi kedua adalah YOLOv7-tiny dengan mAP 0.5 sebesar 0.457. Dari hasil yang didapatkan, disimpulkan bahwa ketiga model YOLO belum mampu menjadi solusi untuk permasalahan deteksi kesegaran daging sapi.

Abstrak

The main goal of this research is to know whether the model YOLO could be used to detect the freshness of beef, in which the problem is also a classification problem. The version of YOLO that is used in this research are YOLOv8n, YOLOv7-tiny, and YOLOv5n. Three testing scenario is used in this research. In first testing scenario, the models are tested using dataset of new images that were never seen in the training process. In the second scenario, the models are tested using dataset of new images that have gone through pre-processing, namely cropping and resizing. In the third scenario, the models are tested using new images that have gone through HSL (Hue, Saturation, and Luminance) adjustment, in which the result of the detection will be compared with the result of the detection of the very same image without HSL adjustment. The accuracy metric is used to measure the performance of pure classification task of the three models, and the metric Mean Average Precision is used to measure the performance of object-detecting task of the three models. From the result of the research, the cropping and the resizing process are very influential to the end result of the performance of the three models, in which the performance of the three models in the second testing scenario is improved by more than 700% compared to the first testing scenario. The process of HSL adjustment is also found to be very influential to the result of the detection by the three models. The model with the best performance in terms of pure classification task is

Article History

Submitted: 29 Januari 2026

Accepted: 1 Februari 2026

Published: 2 Februari 2026

Key Words

Object Detection, Kesegaran Daging Sapi, You Only Look Once, Mean Average Precision

Sejarah Artikel

Submitted: 29 Januari 2026

Accepted: 1 Februari 2026

Published: 2 Februari 2026

Kata Kunci

Object Detection, Beef Freshness, You Only Look Once, Mean Average Precision

the YOLOv8n, with 5.66% accuracy in the first testing scenario and 47.32% in the second testing scenario. The model with the best object-detecting performance in the first testing scenario is the YOLOv8n with an mAP 0.5 of 0.044, while the model with the best performance in the second testing scenario is the YOLOv7-tiny with an mAP 0.5 of 0.457. From the result, it can be concluded that the three YOLO version is not yet capable of becoming the solution for the problem of detecting beef freshness.

I. PENDAHULUAN

Daging merupakan salah satu sumber protein hewani. Makanan yang mengandung protein membantu tubuh dalam rangka menjaga fungsi organ yang terdapat di dalamnya. Jika tidak ada protein, maka fungsi hati dan jantung akan menjadi terganggu (Maiyena & Mawarnis, 2022). Dalam aspek pengolahan daging sapi, menjaga kualitas dan kesegaran produk sangat penting untuk menjaga kesehatan konsumen serta memastikan kepuasan pelanggan. Berkembangnya teknologi terutama dalam ranah pembelajaran mesin dan pengolahan citra pada komputer dapat membantu untuk memastikan dan mendeteksi kesegaran daging sapi konsumsi. Salah satu metode yang dapat membantu menyelesaikan masalah diatas adalah Object Detection.

Object Detection atau deteksi objek merupakan suatu metode yang dikembangkan untuk membuat sistem bisa mengenali suatu objek yang ada di dalam sebuah foto atau video (Cahyo et al., 2020). Secara umum, deteksi objek diciptakan untuk dapat mengidentifikasi objek seperti manusia, tumbuhan, kendaraan, atau objek lainnya yang sesuai dengan keinginan pengembang. Dalam penelitian ini penulis akan memperkenalkan sebuah pendekatan yang menggabungkan algoritma deteksi objek YOLO (You Only Look Once) dengan deteksi visual untuk mengidentifikasi kesegaran daging sapi secara otomatis. YOLO adalah sebuah pendekatan untuk sistem pendekripsi objek, yang ditargetkan untuk pemrosesan secara realtime dan membungkai pendekripsi objek sebagai masalah regresi tunggal, dimana dari pixel gambar langsung ke kotak pembatas (bounding box) spasial yang terpisah dan probabilitas kelas yang terkait (Huang et al., 2018).

Dari penjelasan di atas, diperoleh permasalahan utama penelitian ini, yaitu seberapa baik model YOLO dalam mendeteksi kesegaran daging sapi. Ketiga model akan dievaluasi menggunakan metrik evaluasi yakni Confusion Matrix, Accuracy, dan Mean Average Precision.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membangun model YOLO yang mampu mendekripsi kesegaran daging sapi dan mengukur performa model tersebut menggunakan metrik evaluasi yang sesuai, serta mengukur pengaruh dilakukannya *preprocessing* pada citra terhadap performa model YOLO. Agar penelitian berjalan sesuai dengan tujuan, diberikan batasan masalah yang berfokus pada citra daging sapi yang belum diolah saja, tidak mencakup video. Versi YOLO yang akan digunakan untuk perbandingan adalah YOLOv8n, YOLOv7-tiny, dan YOLOv5n. Dataset untuk pelatihan model sebanyak 1814 citra diperoleh dari kaggle.

II. METODOLOGI PENELITIAN**A. Perancangan Umum**

Metodologi menjelaskan mengenai tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

1) Identifikasi Masalah

Penulis melakukan identifikasi masalah yaitu pendekatan kesegaran daging sapi menggunakan pendekatan *deep learning*. Identifikasi masalah diikuti dengan studi literatur sebagai langkah awal penelitian, yaitu mengenai persiapan dataset, pelatihan model deteksi objek, dan metode evaluasi yang digunakan.

2) Merumuskan Masalah dan Tujuan Penelitian

Setelah mengidentifikasi masalah, selanjutnya dilakukan perumusan masalah, tujuan penelitian, dan batasan masalah. Batasan masalah diperlukan untuk menaga agar penelitian tidak melenceng dari permasalahan yang ditentukan.

3) Melakukan Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka dilakukan sebagai dasar untuk melakukan penelitian sesuai dengan masalah yang ditentukan. Tinjauan pustaka meliputi mempelajari penelitian terhadulu yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

4) Pengumpulan data untuk proses pelatihan

Jenis data yang akan digunakan untuk pelatihan dan evaluasi pelatihan model adalah dataset citra daging sapi yang bersumber dari <https://www.kaggle.com/datasets/vinayakshanawad/meat-freshness-image-dataset>. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 3 kelas, yaitu kelas daging segar, setengah segar, dan busuk. Terdapat 1814 citra untuk training dan 451 citra untuk validasi.

5) Melakukan preprocessing

Dataset kesegaran daging yang tersedia di kaggle telah mengalami pra-pemrosesan berupa orientasi gambar otomatis (dengan EXIF-Orientation stripping) dan penyetaraan ukuran gambar ke ukuran 416x416. Sebelum data dapat digunakan dalam proses pelatihan model, data harus terlebih dahulu dilakukan proses pelabelan, dimana penulis menggunakan bantuan aplikasi CVAT.ai.

6) Pelatihan Model

Pada tahap ini model dilatih menggunakan data pelatihan beserta beberapa parameter dan skenario yang sebelumnya sudah ditentukan, yaitu menggunakan 100 epochs, batch size 8 dan image size 640x640. Adapun dalam proses pelatihan, model ini akan menghasilkan confusion matrix serta nilai mean average precision yang dapat dijadikan sebagai acuan performa hasil pelatihan.

7) Penerapan dan Evaluasi Model

Model kemudian dievaluasi menggunakan tiga skenario pengujian. Pada skenario pengujian pertama, model diuji menggunakan data gambar daging sapi baru yang tidak pernah dilihat dalam proses pelatihan. Pada skenario kedua, model juga diuji menggunakan data daging sapi baru, namun data tersebut telah dilakukan proses *cropping* dan *resizing* ke ukuran 640x640.

Pada skenario pengujian ketiga, model akan diuji menggunakan citra daging sapi yang telah mengalami perubahan *Hue*, *Saturation*, dan *Luminance* (HSL) dan hasilnya akan dibandingkan dengan citra yang sama namun tanpa perubahan HSL. Dalam melakukan evaluasi terhadap model yang telah dilatih dapat menggunakan beberapa metode evaluasi: Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, mean Average Precision.

Citra yang digunakan untuk ketiga skenario pengujian diambil oleh peneliti menggunakan kamera *smartphone*. Pada skenario pengujian pertama digunakan 251 citra yang terdiri dari 63 citra daging sapi segar, 106 citra daging sapi setengah segar, dan 82 citra daging sapi busuk. Pada skenario pengujian kedua digunakan 131 citra yang terdiri dari 49 citra daging sapi segar, 43 citra daging sapi setengah segar, dan 39 citra daging sapi busuk. Pada skenario pengujian ketiga digunakan 16 citra daging sapi yang terdiri dari 6 citra daging sapi segar, 5 citra daging sapi setengah segar, dan 5 citra daging sapi busuk.

8) Analisis Hasil dan Penarikan Kesimpulan

Hasil evaluasi yang didapat kemudian dapat dianalisis dan ditarik kesimpulan. Analisis hasil akan berupa perbandingan metrik hasil evaluasi dengan versi YOLO terdahulu sesuai dengan skenario pengujian yang telah dilakukan.

B. Kesegaran Daging Sapi

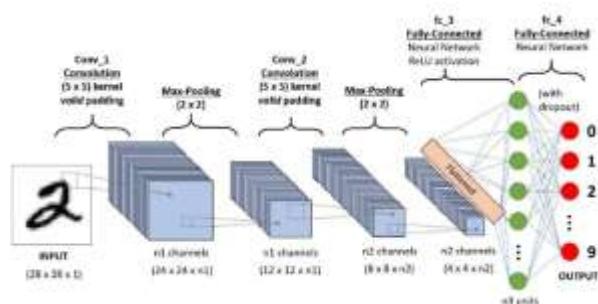
Daging sapi merupakan satu dari jenis daging yang paling banyak dikonsumsi di Indonesia. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, pada tahun 2022 konsumsi daging sapi di Indonesia adalah sebesar 2,53 kg per kapita. Mengkonsumsi daging sapi segar dapat membawa banyak manfaat bagi tubuh manusia. Dalam 100 gram daging sapi segar yang mengandung lemak terdapat air: 66,0 g, energi: 201 kal, protein: 18,8 g, Lemak: 14,0 g, Abu: 1,2 g, Kalsium: 11 mg, Fosfor: 170 mg, Besi: 2,8 mg, Natrium: 105 mg, Kalium: 378 mg, Tembaga: 4,58 mg, Seng: 5,2 mg, Retinol (Vit. A): 9 mkg, Beta-karoten: 198 mkg, Thiamin (Vit. B1): 0,08 mg, Riboflavin: 0,56 mg, Niasin: 1,3 mg (Makarim, 2021). Namun, mengkonsumsi daging yang tidak segar malah dapat membawa efek buruk bagi kesehatan seperti diare dan keracunan (Firmansyah dkk, 2019).

Menurut Departemen Agrikultur Amerika Serikat, daging sapi sebaiknya tidak dibiarkan lebih dari 2 jam di suhu ruangan, karena pada suhu ruangan merupakan suhu optimal bagi bakteri untuk berkembang biak. Menurut Priharsanti (2009), awal pembusukan daging sapi ditandai dengan dilepasnya gas NH₃ dari daging sapi, yang terjadi sekitar 9 jam setelah daging sapi dibiarkan di suhu ruangan.

C. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) satu kelas dari deep learning yang mampu melakukan pengenalan gambar dan klasifikasi gambar. Metode CNN merupakan suatu kelas pada neural network yang berspesialisasi dalam memproses data yang memiliki topologi seperti grid, misalnya gambar. Metode CNN dapat digunakan dalam pengenalan wajah, analisis dokumen, klasifikasi gambar, klasifikasi video, dsb. (Herlambang, 2020).

CNN terdiri dari beberapa lapisan yang saling terhubung, seperti lapisan konvolusi, lapisan aktivasi, dan lapisan pooling, yang bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur secara bertahap. Selain itu, CNN juga memiliki lapisan fully connected yang menghubungkan output dari lapisan sebelumnya dengan lapisan output untuk melakukan klasifikasi atau regresi (Goodfellow et al., 2016). Arsitektur dari CNN dapat dilihat pada Gambar 2 (Ratan, 2023)



Gambar 2. Arsitektur CNN

Proses-proses di atas dilakukan secara berulang-ulang pada setiap lapisan dalam CNN untuk mengekstraksi fitur-fitur yang semakin kompleks dari data input (LeCun et al., 2015).

D. You Only Look Once

You Only Look Once (YOLO) merupakan algoritma yang digunakan untuk mendeteksi objek secara real-time. Arsitektur YOLO mirip dengan CNN. Prinsip kerja YOLO adalah YOLO membagi gambar input menjadi beberapa kotak dan memprediksi setiap bounding box serta probabilitas untuk setiap kotak. Jika sebuah objek pusatnya jatuh di salah satu sel kotak, maka kotak tersebut harus mendeteksi objek tersebut. Setiap sel kotak memprediksi bounding box dan confidence score dari tiap bounding box tersebut. (Sugandi et al., 2020)

YOLO mendeteksi objek dengan menggunakan unified model dimana sebuah single convolutional network memprediksi beberapa bounding boxes (kotak pembatas) serta probabilitas kelas di dalam kotak-kotak tersebut secara bersamaan. Pertama-tama, sistem YOLO membagi citra input ke dalam grid $S \times S$. Jika pusat dari sebuah objek jatuh di dalam salah satu sel grid, maka sel grid itu bertanggung jawab untuk mendeteksi objek tersebut. Setiap sel grid memprediksi bounding boxes dan confidence score dari tiap bounding box tersebut. Confidence score merefleksikan seberapa yakin dan akurat model bahwa terdapat sebuah objek di dalam kotak tersebut. Setiap bounding box terdiri dari terdiri dari 5 prediksi: x, y, w, h, dan confidence. Koordinat (x, y) mewakili pusat dari kotak relatif ke batas sel grid (w,h) atau lebar dan tinggi mewakili pusat dari kotak relatif ke gambar. Dan terakhir adalah confidence yang mewakili Intersection over Union antara kotak prediksi dan kotak ground-truth. Setiap sel grid juga memprediksi probabilitas kelas. Probabilitas dikondisikan pada sel grid yang memuat objek dan hanya satu kelas probabilitas yang dideteksi per sel grid tanpa memperhitungkan jumlah bounding boxes (Khairunnas et al., 2021).

E. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah tabel yang digunakan untuk menampilkan jumlah data uji yang diklasifikasikan dengan benar dan salah, sehingga memudahkan dalam mengevaluasi akurasi suatu sistem klasifikasi. Dengan menggunakan confusion matrix, kita dapat melihat secara detail kinerja suatu sistem klasifikasi dan mengidentifikasi di mana terjadi kesalahan klasifikasi (Normawati dan Prayogi, 2021). Confusion matrix merupakan sebuah teknik yang mudah dan efektif dalam mengukur kinerja sistem klasifikasi. Tujuan utama dari confusion matrix adalah untuk menilai performa atau akurasi dari suatu sistem klasifikasi dalam mengklasifikasikan data uji (Amardita dan Purbolaksono, 2022).

Isi dari tabel Confusion Matrix ada 4, yaitu

- True Positive (TP), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai TRUE dan jawaban aktualnya adalah TRUE kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai FALSE dan jawaban aktualnya adalah FALSE
- True Negative (TN), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai FALSE dan jawaban aktualnya adalah FALSE

- False Positive (FP), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai TRUE dan jawaban aktualnya adalah FALSE
- False Negative (FN), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai FALSE dan jawaban aktualnya adalah TRUE

Persamaan yang akan digunakan berdasarkan data dari confusion matrix adalah akurasi, presisi, recall dan f-score. Akurasi merupakan pengukuran seberapa benar sebuah sistem dapat mengklasifikasi dari keseluruhan. Akurasi dapat dihitung menggunakan persamaan (1) :

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

Presisi merupakan perbandingan jumlah data yang kategori positif yang diklasifikasikan secara benar oleh sistem dan keseluruhan data yang terkategorifikasi positif. Presisi dapat dihitung menggunakan persamaan (2) :

$$\text{Presisi} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \times 100\% \quad (2)$$

Recall merupakan pengukuran untuk data dengan klasifikasi positif yang benar oleh sistem. Recall dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

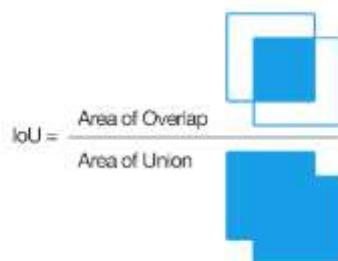
$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \times 100\% \quad (3)$$

F1-score, terkadang disebut f-score, bertujuan untuk menghitung kombinasi dari presisi dan recall. F1-score akan menggunakan harmonic mean dari presisi dan recall. F-score dapat dihitung menggunakan persamaan

$$\text{F1-Score} = 2 \times (\text{Presisi} \times \text{Recall}) / (\text{Presisi} + \text{Recall}) \quad (4)$$

F. Intersection Over Union

Intersection over Union (IoU) merupakan metode evaluasi untuk mengukur akurasi deteksi objek terhadap suatu dataset. IoU membutuhkan 2 area yang akan di-intersect dan di-union, 2 area tersebut adalah area ground-truth bounding box yang merupakan bounding box aktual dan area yang dideteksi dari model yang dibangun (Rosebrock, A. 2016). Ilustrasi persamaan IoU dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Ilustrasi persamaan *Intersection over Union*

Area of overlap merupakan area tumpang tindih antara bounding box ground-truth dengan bounding box yang dihasilkan dari hasil prediksi, sedangkan Area of Union merupakan area luas gabungan dari ground truth dan bounding box hasil prediksi

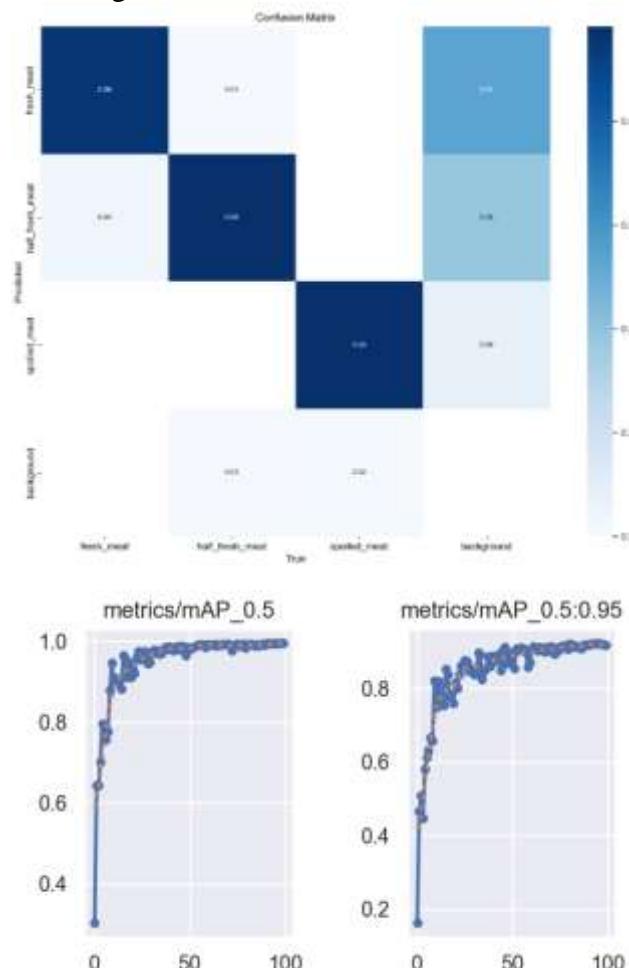
G. Mean Average Precision

Nilai mAP merupakan metrik yang mengevaluasi performansi dari model deteksi objek. Sederhananya, mAP merupakan rata-rata dari nilai average precision (AP) dan mengukur seberapa bagus performansi dari weights file hasil training data (Kusuma et al., 2021).

Untuk menghitung nilai AP, dibutuhkan sebuah kurva presisi dan recall, yang isinya adalah nilai presisi dan nilai Recall pada berbagai macam threshold IoU. Nilai dari Average Precision dihitung sebagai area yang ada dibawah kurva presisi recall. Setelah didapatkan nilai AP pada setiap kelas, nilai-nilai tersebut dihitung rata-ratanya untuk mendapatkan nilai mAP. Untuk penelitian ini menggunakan nilai threshold IoU sebesar 0,5 sehingga model akan menghasilkan mAP50 yang dapat juga disebut mAP@0.5

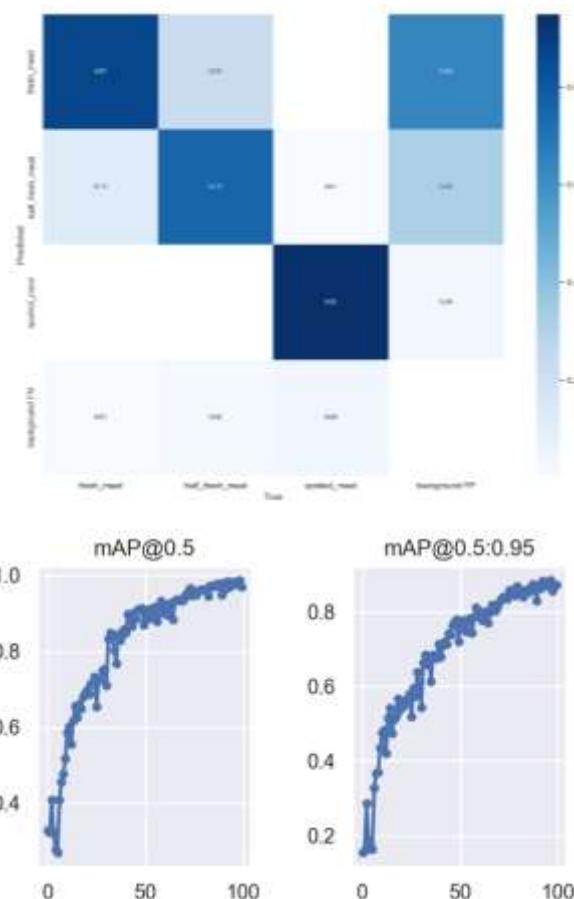
III. HASIL DAN ANALISIS

A. Hasil Proses Pelatihan Ketiga Model YOLO



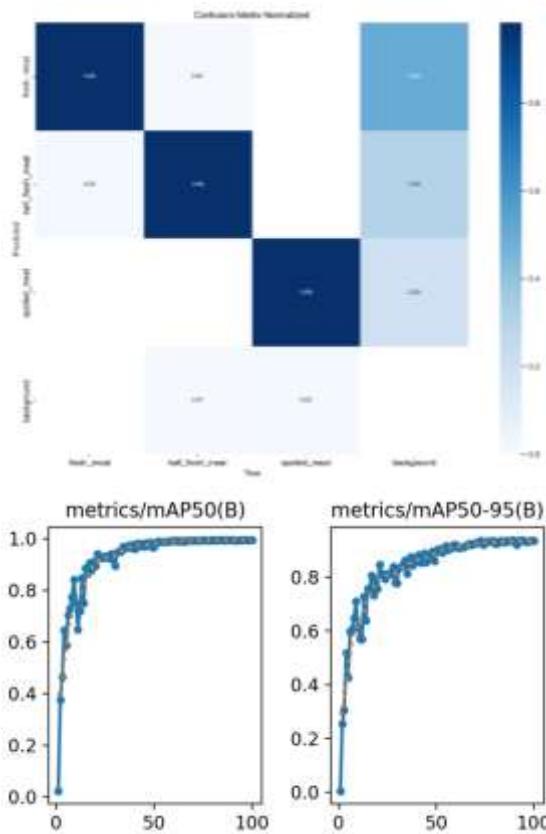
Gambar 4. *Confusion Matrix* dan kurya mAP YOLOv5n

Nilai mAP dari model YOLOv5n selama pelatihan terus mengalami peningkatan hingga mendekati nilai 1.0. Untuk nilai mAP 0.5 tertinggi dicapai pada epochs ke-100 dengan nilai 0.99454, sedangkan untuk nilai mAP 0.5:0.95 tertinggi dicapai pada epochs ke-96 dengan nilai 0.92325.



Gambar 5. *Confusion Matrix* dan kurva mAP YOLOv7-tiny

Nilai mAP dari model YOLOv7-tiny selama pelatihan terus mengalami peningkatan hingga mendekati nilai 1.0. Untuk nilai mAP 0.5 tertinggi dicapai pada epochs ke-99 dengan nilai 0.9865, sedangkan untuk nilai mAP 0.5:0.95 tertinggi dicapai pada epochs ke-97 dengan nilai 0.8835

Gambar 6. *Confusion Matrix* dan kurva mAP YOLOv8n

Nilai mAP dari model YOLOv8n selama pelatihan terus mengalami peningkatan hingga mendekati nilai 1.0. Untuk nilai mAP 0.5 tertinggi dicapai pada epochs ke-96 dengan nilai 0.99456, sedangkan untuk nilai mAP 0.5:0.95 tertinggi dicapai pada epochs ke-89 dengan nilai 0.93731.

B. Hasil Pengujian Model

Pada skenario pengujian pertama, nilai mAP0.5 yang diraih oleh model YOLOv5n sebesar 0.02227, model YOLOv7-tiny sebesar 0.0182, dan model YOLOv8n sebesar 0.0438. Akurasi yang didapat oleh model YOLO v5n adalah sebesar 0.0297, model YOLOv7-tiny adalah sebesar 0.0332, dan YOLOv8n adalah sebesar 0.0566.

Pada skenario pengujian kedua, nilai mAP0.5 yang diraih oleh model YOLOv5n sebesar 0.395, model YOLOv7-tiny sebesar 0.457, dan model YOLOv8n sebesar 0.375. Akurasi yang didapat oleh model YOLO v5n adalah sebesar 0.3588, model YOLOv7-tiny adalah sebesar 0.3664, dan YOLOv8n adalah sebesar 0.4732.

Pada skenario pengujian ketiga, terjadi perubahan hasil deteksi seperti citra daging sapi yang awalnya terdeteksi sebagai daging sapi segar, setelah dilakukan perubahan HSL kini terdeteksi menjadi daging sapi busuk. Hasil ini menunjukkan bahwa ketiga model YOLO memperhitungkan warna sebagai faktor dalam menentukan hasil deteksi.

C. Analisis

Dalam proses pelatihan, YOLOv8 merupakan model terbaik dengan nilai mAP dan akurasi terbaik yaitu 0.99456 dan 0.98. Pada skenario pengujian pertama, ketiga model menghasilkan performa yang belum baik, dimana mAP 0.5 dan akurasi tertinggi diraih oleh YOLOv8n dengan nilai 0.0438 dan 0.0566. Pada skenario pengujian kedua, model dengan nilai mAP paling baik adalah YOLOv7-tiny dengan nilai mAP sebesar 0.457, namun model dengan nilai akurasi paling baik adalah YOLOv8n dengan nilai sebesar 0.4732. Hasil ini menunjukkan bahwa secara umum, YOLOv8n adalah model terbaik di hampir semua skenario, terkecuali

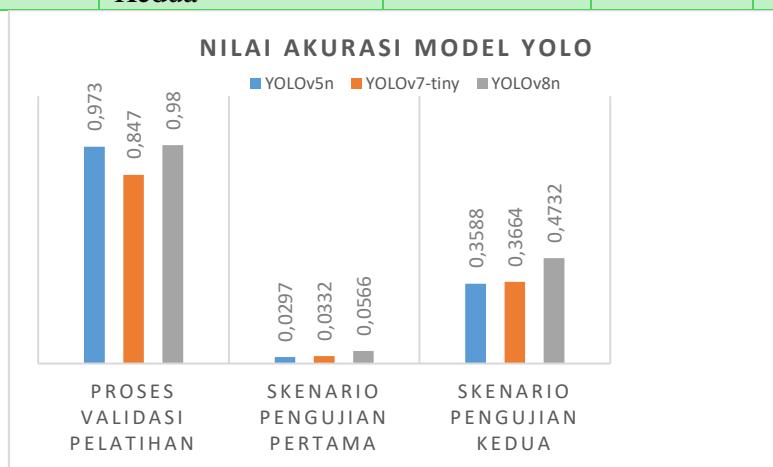
pada skenario pengujian kedua dimana nilai mAP yang diraih model YOLOv8 adalah yang paling rendah.

D. Analisis Perbandingan Pengujian

Analisis dilakukan dengan melihat perbandingan hasil mAP dan akurasi yang dihasilkan ketiga model dari proses pelatihan dan skenario pengujian

Tabel 1. Tabel Perbandingan Hasil Pengujian

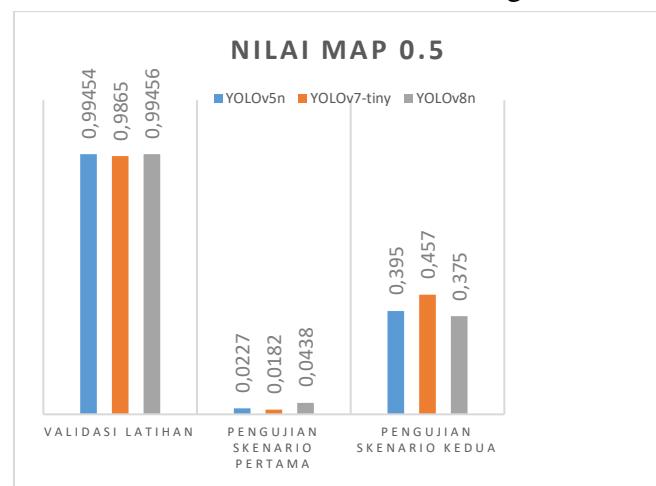
Model	Skenario Pengujian	Nilai Akurasi	Nilai mAP 0.5	Nilai mAP 0.5:0.95
YOLOv5n	Validasi Pelatihan	0.973	0.99454	0.92325
YOLOv7-tiny	Validasi Pelatihan	0.847	0.9865	0.8835
YOLOv8n	Validasi Pelatihan	0.98	0.99456	0.93731
YOLOv5n	Skenario Pengujian Pertama	0.0297	0.023	0.0075
YOLOv7-tiny	Skenario Pengujian Pertama	0.0332	0.018	0.00435
YOLOv8n	Skenario Pengujian Pertama	0.0566	0.044	0.01222
YOLOv5n	Skenario Pengujian Kedua	0.3588	0.397	0.308
YOLOv7-tiny	Skenario Pengujian Kedua	0.3664	0.457	0.313
YOLOv8n	Skenario Pengujian Kedua	0.4732	0.375	0.296



Gambar 7. Grafik perbandingan akurasi ketiga model

Dari grafik perbandingan pada gambar 6, dapat ditarik penjelasan sebagai berikut

1. Dalam semua skenario, YOLOv8n adalah model dengan akurasi terbaik. Hal ini menunjukkan bahwa dalam melakukan tugas klasifikasi murni, YOLOv8n adalah model terbaik
2. Walaupun dalam proses validasi pelatihan YOLOv7-tiny memiliki akurasi yang paling rendah, pada proses pengujian model YOLOv7-tiny menghasilkan performa yang sedikit lebih baik dibanding model YOLOv5n.



Gambar 8. Grafik perbandingan nilai mAP 0.5 ketiga model

Adapun penjelasan gambar 7. Adalah sebagai berikut.

1. Pada proses pelatihan, terlihat ketiga model sudah mendapatkan nilai hampir sempurna. Hal ini menandakan proses pelatihan berjalan dengan baik dan menandakan jika proses dilatih dengan epoch yang lebih banyak, model tidak akan mengalami peningkatan performa yang signifikan
2. Pada skenario pengujian pertama, ketiga model mendapatkan nilai mAP yang sangat rendah, terbukti dari model dengan performa tertinggi, YOLOv8n hanya mendapat nilai mAP sebesar 0.0438

Pada skenario pengujian kedua, terjadi peningkatan cukup signifikan, dimana YOLOv7-tiny unggul dengan nilai mAP sebesar 0.457, terpaut 0.062 poin dari YOLOv5n dan 0.082 point dari YOLOv8n

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang didapatkan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut.

1. Dengan 100 epochs dalam proses pelatihan, ketiga model mampu memperoleh nilai mAP hampir sempurna. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa meskipun model dilatih dengan epoch yang lebih banyak, performa model tidak akan mengalami peningkatan performa yang signifikan
3. Proses preprocessing berupa cropping pada citra ke ukuran 640x640 sangat berpengaruh terhadap hasil deteksi oleh model yang telah dilatih, karena dataset yang digunakan untuk pelatihan juga dilakukan cropping, yakni ke ukuran 416x416.
4. Jika menilai ketiga model hanya dari kemampuan klasifikasinya saja, model YOLOv8n adalah model terbaik, terlihat dari nilai akurasi yang selalu menjadi yang paling baik dari semua skenario pengujian, diikuti oleh model YOLOv7-tiny dan YOLOv5n. Namun, secara penilaian model object detection, dimana nilai IoU, kesalahan deteksi background, dan nilai mAP diperhitungkan sebagai faktor penilaian, YOLOv7-tiny lah yang merupakan model terbaik, diikuti oleh model YOLOv5n dan YOLOv8n.
5. Proses preprocessing berupa pengaturan HSL sangat berpengaruh terhadap hasil deteksi oleh ketiga model YOLO.
6. Ketiga model YOLO belum layak untuk menjadi solusi dari permasalahan deteksi kesegaran daging sapi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amardita, R. S., & Purbolaksono, M. D. (2022). Analisis Sentimen terhadap Ulasan Paris Van Java Resort Lifestyle Place di Kota Bandung Menggunakan Algoritma KNN. *J. Ris. Komputer*, 9(1). <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i1.3793>
- [2] Cahyo, P. E., Rolly, A. M., & Andarsyah, R. (2020). Tutorial Object Detection People With Faster region-Based Convolutional Neural Network(Faster R-CNN). Kreatif
- [3] Firmansyah, H. B., Syauqy, D., & Ichsan, M. H. H. (2019). Implementasi Sistem Penentuan Kesegaran Daging Sapi Lokal Berdasarkan Warna dan Kadar Amonia Dengan Metode Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Embedded System. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(4), 3955-3962.
- [4] Goodfellow, I., Bengio, Y., dan Courville, A.. (2016). Deep Learning. Diperoleh pada 1 November 2023 dari <http://goodfeli.github.io/dlbook/>.
- [5] Herlambang, M. F. (2020). Ta: Pengenalan Karakter Huruf Braille Dengan Metode Convolutional Neural Network (Doctoral Dissertation, Institut Teknologi Nasional Bandung).
- [6] Huang, R., Pedoeem, J., & Chen, C. (2018, December). YOLO-LITE: a real-time object detection algorithm optimized for non-GPU computers. In 2018 IEEE international conference on big data (big data) (pp. 2503-2510). IEEE.
- [7] Khairunnas, Yuniarno, E. Y., & Zaini, A. (2021). Pembuatan Modul Deteksi Objek Manusia Menggunakan Metode YOLO untuk Mobile Robot. *Jurnal Teknik ITS*, Vol. 10.
- [8] Kusuma, T. A. A. H., Usman, K., & Saidah, S. (2021). People counting for public transportations using you only look once method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 2(1), 57-66.
- [9] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- [10] Maiyena, S., & Mawarnis, E. R. (2022). Kajian Analisis Konsumsi Daging Sapi dan Daging Babi Ditinjau dari Kesehatan. *Jurnal Pendidikan Tambusai*.
- [11] Makarim, F.R. (2021). Daging Sapi. <https://www.halodoc.com/artikel/3-manfaatmengonsumsi-daging-sapi>, diakses pada tanggal 16 Maret 2022
- [12] Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform*, 5(2).
- [13] Prihharsanti, A. H. T. (2009). Populasi bakteri dan jamur pada daging sapi dengan penyimpanan suhu rendah. *Sains Peternakan: Jurnal Penelitian Ilmu Peternakan*, 7(2), 66-72.
- [14] Ratan, P. (2023, November 6). What is convolutional neural network architecture? Analytics Vidhya. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/10/what-is-the-convolutional-neural-network-architecture/>
- [15] Rosebrock, A. (2016). Intersection over Union (IoU) for object detection. Diambil kembali dari PYImageSearch: [https://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersectionover-union-iou-for-object-detection/](https://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/)
- [16] Sugandi, A.N., & Hartono, B. (2022). Implementasi Pengolahan Citra pada Quadcopter untuk Deteksi Manusia Menggunakan Algoritma YOLO. Prosiding The 13th Industrial Research Workshop and National Seminar.