

## Deteksi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Augmentasi Data *Mosaic* pada Model YOLOv5sM

### *Beef Freshness Detection by Using Mosaic Data Augmentation on YOLOv5sM*

Anton Yudhana<sup>1</sup>, Esi Putri Silmina<sup>2\*</sup>, Sunardi<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan  
Ringroad Selatan, Yogyakarta 55191, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan  
Ringroad Selatan, Yogyakarta 55191, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas 'Aisyiyah Yogyakarta  
Jl. Siliwangi No. 63, Yogyakarta 55292, Indonesia

\*Corresponding author: [2437083003@webmail.uad.ac.id](mailto:2437083003@webmail.uad.ac.id)

#### ABSTRAK

DOI;  
[10.30595/jrst.v9i1.24990](https://doi.org/10.30595/jrst.v9i1.24990)

#### Histori Artikel:

Diajukan:  
17/12/2024

Diterima:  
28/03/2025

Diterbitkan:  
16/04/2025

Deteksi kesegaran daging sapi secara otomatis sangat penting dalam mendukung kualitas bahan pangan, terutama dalam mencegah konsumsi daging yang sudah tidak layak dan berisiko terhadap kesehatan. Metode manual yang saat ini umum digunakan bersifat subjektif, lambat, dan tidak efisien jika diterapkan pada skala industri. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis kecerdasan buatan yang mampu melakukan deteksi secara cepat dan akurat. Penelitian ini mengusulkan model deteksi kesegaran daging sapi menggunakan YOLOv5sM, yaitu modifikasi dari YOLOv5s yang menggabungkan teknik augmentasi data Flip, Rotation, dan Mosaic. Dataset yang digunakan terdiri dari 4.000 citra daging sapi, terbagi menjadi 2.000 citra daging segar dan 2.000 citra daging tidak segar. Data kemudian dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian. Tiga model dikembangkan: model YOLOv5s tanpa augmentasi, model dengan Flip dan Rotation, serta model YOLOv5sM dengan tambahan Mosaic. Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv5sM menghasilkan kinerja terbaik dengan Precision dan Recall sebesar 100%, mAP50 sebesar 99,5%, dan mAP50:95 sebesar 96,2%. Hal ini menunjukkan peningkatan signifikan dibanding dua model lainnya. Dengan hasil tersebut, model YOLOv5sM memiliki potensi besar untuk diimplementasikan sebagai sistem pendeteksi kesegaran daging sapi dalam industri pengolahan pangan yang membutuhkan efisiensi dan keakuratan tinggi.

**Kata Kunci:** Daging Sapi, Flip, Rotation, Mosaic, YOLOv5sM

#### ABSTRACT

Automatic detection of beef freshness is essential to ensure food quality and prevent the consumption of unsafe meat, which can pose serious health risks. Manual assessment methods commonly used today are subjective, time-consuming, and inefficient for industrial-scale applications. Therefore, an artificial intelligence-based approach is needed to provide fast and accurate freshness detection. This study proposes a beef freshness detection model using YOLOv5sM, a modified version of YOLOv5s that incorporates Flip, Rotation, and Mosaic data augmentation techniques. The dataset consists of 4,000 beef images, evenly divided into 2,000 fresh and 2,000 non-fresh samples. The data was split into training, validation, and testing sets. Three models were developed: YOLOv5s without augmentation, YOLOv5s with Flip and Rotation, and YOLOv5sM with additional Mosaic augmentation. The results demonstrate that the YOLOv5sM model achieved the best performance, with 100% Precision and Recall, 99.5% mAP50, and 96.2% mAP50:95, indicating a significant improvement over the other two models. With these results, the

YOLOv5sM model shows strong potential to be implemented in the food processing industry as an efficient and highly accurate beef freshness detection system, supporting quality control and food safety at scale.

**Keywords:** Beef, Flip, Rotation, Mosaic, YOLOv5sM

## 1. PENDAHULUAN

Sumber protein konvensional dibagi lagi menjadi dua jenis, yaitu protein nabati dan protein hewani (Yusuf, 2018) (Khotimah et al., 2021). Daging sapi merupakan salah satu bahan pangan yang berasal dari sumber protein hewani (Nehete et al., 2013). Konsumsi bahan pangan yang mengandung protein terutama protein hewani dapat membantu dalam mencegah stunting pada balita (Asfiyatus Sholikhah, 2022), (Iswara & Syafiq, 2024).

Daging sapi yang segar memberikan manfaat bagi tubuh, namun kualitas protein dan nutrisinya dapat menurun ketika bahan makanan ini tidak disimpan dalam kondisi yang sesuai, yang dapat menurunkan nilai gizi dan meningkatkan risiko kontaminasi (Sheffield et al., 2024). Kualitas bahan makanan ini sangat bergantung pada tingkat kesegarannya. Bahan makanan protein hewani yang tidak segar atau telah mengalami penurunan kualitas dapat menjadi sumber kontaminasi mikroba, seperti bakteri patogen (*Coliform*, *E.Coli*, *Salmonella*, dan *Staphylococcus aureus*) yang dapat menyebabkan penyakit seperti diare dan mengancam keselamatan manusia (Liur, 2020).

Teknologi komputer visi merupakan salah satu bagian dari kecerdasan artifisial dan ilmu komputer yang digunakan untuk mengembangkan dan melatih model berupa data visual (Lopes & Lopes, 2024). Algoritma *You Only Look Once* (YOLO) merupakan salah satu algoritma deteksi objek satu tahap (*single-stage object detection*) (Durve et al., 2022) yang diusulkan oleh Redmon et al. pada tahun 2016 (Redmon et al., 2016).

Algoritma YOLO merupakan bagian dari Model *Deep Learning* yang terawasi (*supervised learning*) yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) yang kinerja analisis citranya telah ditingkatkan (Roxana et al., 2022), tujuannya adalah untuk memisahkan kotak pembatas secara spasial dan menentukan probabilitas kelas (Yan et al., 2024). Perkembangan YOLO dari tahun ke tahun yang telah diusulkan seperti YOLOv1 (Redmon et al., 2016), YOLOv2 (Redmon & Farhadi, 2017), YOLOv3 (Redmon et al., 2018), YOLOv4 (Bochkovskiy et al., 2020), dan YOLOv5 (Jocher et al., 2020).

YOLOv5 adalah versi pertama YOLO yang tidak dibangun pada arsitektur *Darknet*, dan malah dibangun secara *native* di Python menggunakan *PyTorch*, yang memungkinkan

proses pengembangan dan implementasi yang lebih mudah. Mirip dengan YOLOv4, YOLOv5 memiliki tulang punggung CSP dan leher PANet (Mahaur & Mishra, 2023). YOLOv5 menampilkan beberapa peningkatan baru pada arsitektur deteksi objek, termasuk penggunaan augmentasi data *Mosaic*.

Empat gambar independen dipotong dan digabungkan menjadi satu gambar tunggal pada rasio yang ditetapkan sehingga memungkinkan model mempelajari cara mengidentifikasi berbagai objek pada skala yang jauh lebih kecil dari biasanya, sesuatu yang sangat sulit dilakukan oleh versi YOLO sebelumnya (Krizhevsky & Hinton, 2012). Model *Deep Learning* rentan terhadap *overfitting* dan kemampuan generalisasi yang buruk untuk mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Mikołajczyk & Grochowski, 2018) (Shorten & Khoshgoftaar, 2019) (Su et al., 2024).

Masalah *overfitting* dapat dilakukan dengan augmentasi data, untuk memperluas *dataset* pelatihan dan mengeksplorasi lebih banyak fitur dari data pelatihan yang diperluas. Faktanya, augmentasi data meningkatkan ketahanan Model *Deep Learning* (Engstrom et al., 2019). Augmentasi data yang dapat digunakan antara lain *Flip*, *Color Space*, *Crop*, *Rotation*, *Translation*, *Noise Injection* (Su et al., 2024), dan *Mosaic* (Bahadur et al., 2023).

Namun demikian, model YOLOv5s memiliki keterbatasan dalam kemampuan generalisasi terhadap objek-objek dengan kompleksitas tinggi, terutama pada citra dengan variasi tekstur, warna, dan pencahayaan seperti pada daging sapi segar dan tidak segar. Augmentasi data seperti *Flip* dan *Rotation* memang dapat meningkatkan variasi data, namun belum cukup untuk merepresentasikan kombinasi spasial yang lebih kompleks.

Oleh karena itu, teknik augmentasi data tambahan berupa *Mosaic* digunakan untuk menggabungkan empat citra berbeda dalam satu bingkai, sehingga memberikan konteks visual yang lebih beragam bagi model dalam proses pelatihan. Penambahan teknik augmentasi data *Mosaic* ini diharapkan dapat meningkatkan ketangguhan model dalam mendeteksi objek kecil dan memperkaya pemahaman spasial model, sehingga menghasilkan performa deteksi yang lebih akurat. Pengembangan ini kemudian disebut sebagai YOLOv5sM, yaitu versi

modifikasi dari YOLOv5s yang mengintegrasikan augmentasi data Mosaic bersama *Flip* dan *Rotation*.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mendeteksi kesegaran daging sapi menggunakan Model YOLOv5sM yaitu modifikasi model YOLOv5s dengan teknik augmentasi data *Flip*, *Rotation*, dan *Mosaic*. Tiga model disiapkan untuk mendeteksi kesegaran citra daging sapi, yaitu *dataset* model original, *dataset* model dengan teknik augmentasi data *Flip* dan *Rotation*, dan modifikasi model YOLOv5s dengan penambahan augmentasi data *Mosaic* pada model yang kedua.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dibangun menggunakan pemodelan YOLOv5s untuk mengidentifikasi objek citra. Citra yang digunakan adalah *dataset* daging sapi segar dan tidak segar yang diperoleh dari Kaggle. Pembuatan model menggunakan proses augmentasi data dengan tiga jenis, yaitu augmentasi data *Flip*, *Rotation*, dan *Mosaic*. Ketiga jenis teknik ini akan digunakan untuk membuat tiga model. Model pertama tanpa augmentasi data, model kedua menggunakan augmentasi data *Flip* dan *Rotation*.

Model ketiga menambahkan augmentasi data *Mosaic* dari model kedua. Hasil dari pembuatan ketiga model tersebut selanjutnya akan dibandingkan kinerjanya untuk menentukan model yang lebih optimal dari segi *Precision* (P), *Recall* (R), dan *mean Average Precision* (mAP). Secara detail gambaran umum metodologi dalam penelitian ini ditunjukkan pada [Gambar 1](#) dan [Gambar 2](#).

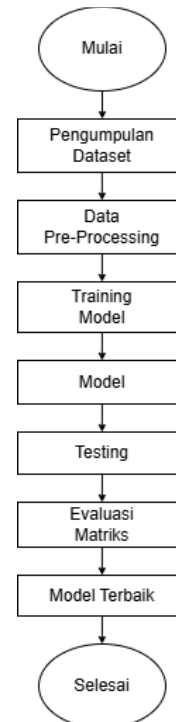
## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Dataset Citra Daging Sapi

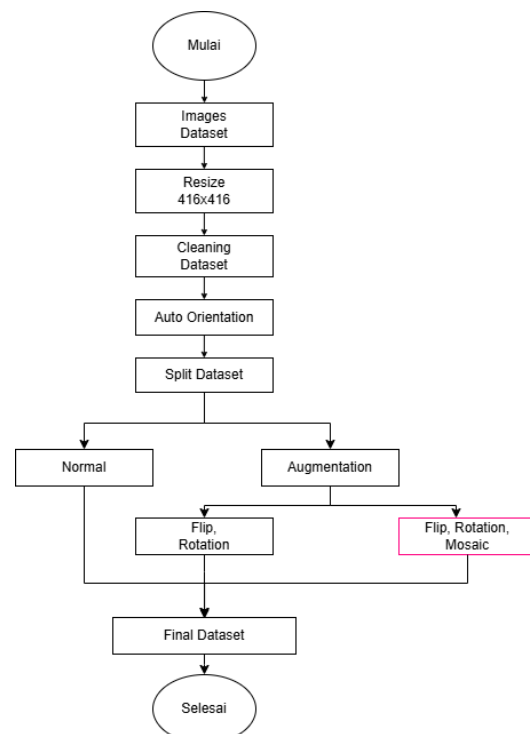
*Dataset* pada penelitian ini berupa data citra daging sapi yang segar dan tidak segar. Data tersebut kemudian akan dibagi menjadi tiga jenis data, yaitu *training*, *validation*, dan *testing*. *Dataset* yang digunakan sebanyak 4000 citra daging sapi. Pembuatan Model YOLOv5s pada penelitian ini akan dilakukan proses modifikasi model untuk menambahkan gambar baru.

Augmentasi data pada model yang pertama menggunakan *dataset* dengan gambar asli, model yang kedua menggunakan augmentasi data *Flip* dan *Rotation*, sedangkan pembuatan model ketiga akan memodifikasi model kedua dengan menambahkan augmentasi data *Mosaic*. Proses dalam pembuatan masing-masing model dilakukan sebanyak 100 *epoch*. Ditampilkan beberapa contoh citra *dataset* daging sapi yang digunakan dalam penelitian

untuk memberikan gambaran lebih jelas mengenai karakteristik data.



**Gambar 1.** Gambar Metodologi yang diusulkan



**Gambar 2.** Langkah Modifikasi YOLOv5sM

Citra *dataset* daging segar umumnya memiliki warna merah cerah dengan tekstur yang masih utuh dan lembab seperti ditunjukkan

pada **Gambar 3**, sedangkan citra *dataset* daging tidak segar cenderung berwarna lebih gelap atau kecoklatan, serta menunjukkan adanya perubahan warna atau kekeringan pada permukaannya, seperti ditunjukkan pada **Gambar 4**.



**Gambar 3.** Citra *Dataset* Daging Segar



**Gambar 4.** Citra *Dataset* Daging Tidak Segar

### 3.2 Model 1

Model 1 merupakan pembuatan Model YOLOv5s tanpa menggunakan teknik augmentasi data. Gambar asli dari daging segar dan tidak segar langsung dilakukan pembuatan Model YOLOv5s. Data yang digunakan sebanyak 4000 citra yang terdiri dari 2000 citra daging sapi segar dan 2000 citra daging tidak segar dengan pembagian 2780 untuk *training*, 804 untuk *validation*, dan 416 untuk *testing*.

### 3.3 Model 2

Model 2 dibuat menggunakan YOLOv5s dengan teknik augmentasi data berupa *Flip* (*Vertical*, *Horizontal*) dan *Rotation* (*Clockwise*, *Counter-Clockwise*, *Upside-Down*). *Flip* adalah strategi augmentasi data yang paling sederhana

yang secara umum, teknik ini dibagi menjadi pembalikan horizontal dan vertikal (Su et al., 2024). **Gambar 5** menunjukkan proses augmentasi data citra dengan menggunakan *Flip*, dimana Gambar 5a citra awal daging segar, sementara Gambar 5b citra telah mengalami proses *Flip*. *Rotation* adalah memutar citra dalam kisaran  $1^{\circ}$  hingga  $20^{\circ}$  atau  $-1^{\circ}$  hingga  $-20^{\circ}$  (Su et al., 2024). **Gambar 6** menunjukkan proses augmentasi data citra dengan menggunakan *Rotation*, dimana Gambar 6a citra awal daging segar, sementara Gambar 6b citra telah mengalami proses *Rotation*. Data yang dihasilkan dari teknik augmentasi data *Flip* dan *Rotation* adalah 9399 citra daging sapi yang terdiri dari 8181 *training*, 803 *validation*, dan 415 *testing*.

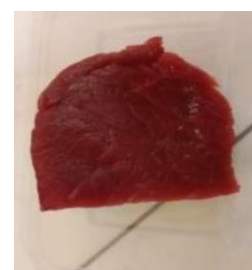


**(a)** Citra Awal

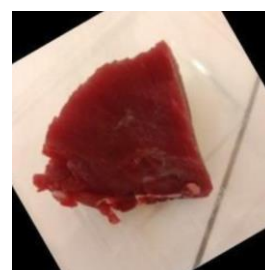


**(b)** Citra Hasil *Flip*

**Gambar 5.** Contoh Penerapan Augmentasi Data *Flip*



**(a)** Citra Awal



**(b)** Citra Hasil *Rotation*

**Gambar 6.** Contoh Penerapan Augmentasi Data *Rotation*

### 3.4 Model YOLOv5sM

Penelitian ini mengusulkan Model YOLOv5sM (YOLOv5smallMosaic), yaitu model YOLOv5s yang telah dimodifikasi dengan melakukan proses pada teknik augmentasi data, yaitu *Flip*, *Rotation*, dan *Mosaic*. *Mosaic* adalah metode augmentasi data baru yang menggabungkan empat gambar pelatihan (Liao, 2020). **Gambar 7** menunjukkan contoh citra penerapan augmentasi data *Mosaic*. Data yang dihasilkan dari teknik Augmentasi Data *Flip*, *Rotation*, dan *Mosaic* adalah 9564 citra yang



terdiri dari 8346 *training*, 803 *validation*, dan 415 *validation*.



**Gambar 7.** Contoh Hasil Penerapan Augmentasi Data Mosaic

### 3.5 Pengujian pada Model

*Confusion Matrix* digunakan untuk evaluasi kinerja model yang telah dibuat. Ketiga model yang telah dibuat, yaitu model YOLOv5sM, Model YOLOv5s dengan teknik augmentasi data *Flip* dan *Rotation*, dan Model YOLOv5s original akan dibandingkan. Hasil evaluasi kinerja model ditunjukkan pada **Tabel 1**.

**Tabel 1.** Matriks Evaluasi Model

Model	<i>Confusion Matrix (%)</i>			
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	mAP50	mAP50:95
YOLOv5s	100	100	99,5	93,9
YOLOv5s <i>Flip</i> dan <i>Rotation</i>	100	100	99,5	95,8
YOLOv5sM	100	100	99,5	<b>96,2</b>

Gambar hasil pengujian model 1 yaitu model YOLOv5s tanpa augmentasi data dari daging sapi segar dan daging tidak segar ditunjukkan pada **Gambar 8** dan **Gambar 9**. Grafik dari matriks pengujian model 1 menunjukkan *Precision* mencapai 100% (**Gambar 10**) dan *Recall* sebesar 100% (**Gambar 11**), yang berarti semua prediksi objek oleh model adalah benar (tanpa kesalahan deteksi/*false positive*) dan seluruh objek target pada data uji berhasil terdeteksi (tanpa ada yang terlewat/*false negative*).

Model ini memperoleh nilai mAP50 sebesar 99,5% (**Gambar 12**), yang mengindikasikan rata-rata *average precision* pada ambang IoU 0,5 berada pada tingkat hampir sempurna. Nilai mAP50:95 yang dicapai sebesar

93,9% (**Gambar 13**) menunjukkan performa model tetap sangat tinggi pada evaluasi dengan kriteria IoU yang lebih ketat (rata-rata diambil pada IoU 0,5 hingga 0,95), meskipun terlihat sedikit penurunan ketika persyaratan tumpang-tindih antara prediksi dan *ground truth* diperketat.

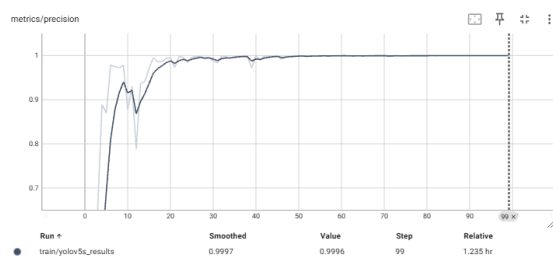
Secara keseluruhan, tingginya nilai keempat metrik ini menegaskan bahwa Model 1 mampu mengenali kesegaran daging sapi dengan akurasi yang sangat baik pada dataset uji. Namun, perlu dicatat bahwa ketiadaan teknik augmentasi data selama pelatihan dapat membatasi keragaman pola yang dipelajari model, sehingga model berpotensi kurang mampu menggeneralisasi terhadap variasi kondisi nyata yang tidak terwakili dalam data latih (misalnya perbedaan pencahayaan, sudut pandang, atau latar belakang), yang merupakan keterbatasan potensial dalam performa model tanpa augmentasi data.



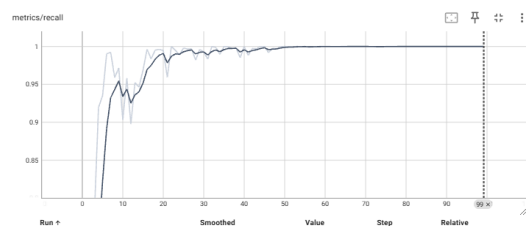
**Gambar 8.** Hasil Pengujian Model 1 Gambar Daging Sapi Segar



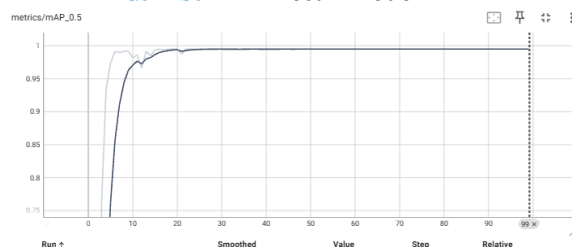
**Gambar 9.** Hasil Pengujian Model 1 Gambar Daging Sapi Tidak Segar



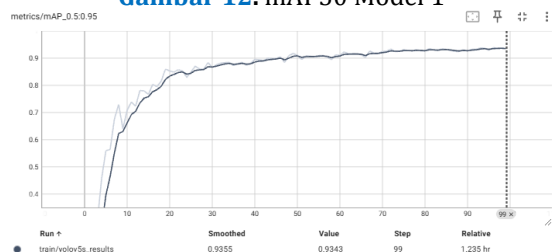
Gambar 10. Precision Model 1



Gambar 11. Recall Model 1



Gambar 12. mAP50 Model 1



Gambar 13. mAP50:95 Model 1

Gambar hasil pengujian model 2 yaitu model YOLOv5s dengan augmentasi data *Flip* dan *Rotation* data pada daging sapi segar dan daging tidak segar ditunjukkan pada Gambar 14 dan 15. Grafik dari matriks pengujian model 2 menunjukkan *Precision* 100%, *Recall* 100%, *mAP50* 99,5%, dan *mAP50:95* 95,8% pada data pengujian. *Precision* 100% (Gambar 16), berarti seluruh prediksi positif model adalah benar (tanpa kesalahan deteksi positif).

Sedangkan *Recall* 100% (Gambar 17) menunjukkan model berhasil menemukan semua objek target yang ada (tanpa ada yang terlewat). Nilai *mAP50* yang nyaris sempurna (99,5%) (Gambar 18) mengindikasikan kinerja deteksi yang sangat tinggi pada ambang IoU 50%, sementara *mAP50:95* sebesar 95,8% (Gambar 19) mencerminkan bahwa rata-rata presisi

model tetap tinggi pada berbagai ambang IoU yang lebih ketat (50% hingga 95%).

Meskipun terjadi sedikit penurunan pada kriteria IoU tertinggi. Hasil ini menggarisbawahi kekuatan Model 2 dalam mendeteksi kesegaran daging sapi secara konsisten dan akurat di berbagai orientasi objek, berkat penerapan augmentasi *Flip* dan *Rotation* yang memperluas keragaman data latih. Teknik augmentasi tersebut meningkatkan ketangguhan model terhadap variasi orientasi dan posisi objek, dibandingkan dengan model tanpa augmentasi.

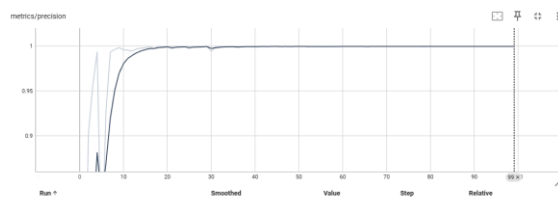
Model 2 menunjukkan peningkatan performa pada metrik *mAP50:95* (dari 93,9% menjadi 95,8%), yang menandakan peningkatan akurasi lokalisasi deteksi akibat data latih yang lebih beragam. Gambar hasil pengujian model 3 yaitu model YOLOv5s dengan augmentasi data *Flip*, *Rotation* dan *Mosaic* data pada daging sapi segar dan daging tidak segar ditunjukkan pada Gambar 20 dan Gambar 21.



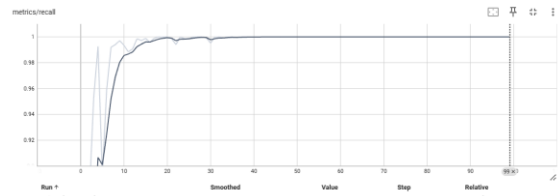
Gambar 14. Hasil Pengujian Model 2 Daging Sapi Segar



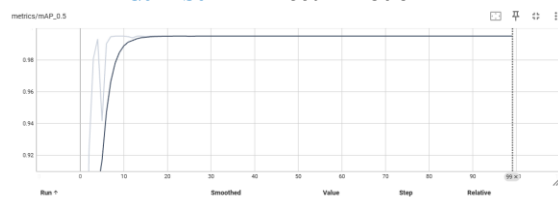
Gambar 15. Hasil Pengujian Model 2 Daging Sapi Tidak Segar



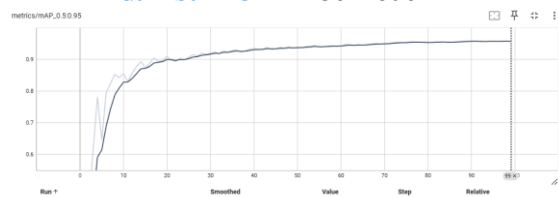
Gambar 16. Precision Model 2



Gambar 17. Recall Model 2



Gambar 18. mAP50 Model 2



Gambar 19. mAP50:95 Model 2

Grafik dari matriks pengujian model 3 menunjukkan *Precision* 100% (Gambar 22), *Recall* 100% (Gambar 23), mAP50 99,5%, dan mAP50:95 96,2%. *Precision* dan *Recall* yang kembali mencapai 100% menunjukkan tidak adanya kesalahan deteksi maupun objek terlewat dalam pengujian, menandakan performa deteksi yang sempurna, konsisten dengan Model 2.

Nilai mAP50 yang tetap sangat tinggi (99,5%) (Gambar 24), serta peningkatan mAP50:95 menjadi 96,2% (Gambar 25), menunjukkan akurasi Model 3 yang sedikit lebih baik pada berbagai ambang IoU ketat dibandingkan Model 2. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan augmentasi *Mosaic* di samping *Flip* dan *Rotation* berhasil semakin meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi objek secara konsisten dengan presisi tinggi.

Augmentasi data *Mosaic* menggabungkan beberapa citra menjadi satu, memungkinkan model belajar dari keragaman tampilan objek dan latar belakang yang lebih luas dalam setiap iterasi pelatihan. Keragaman tambahan ini membuat model lebih tangguh

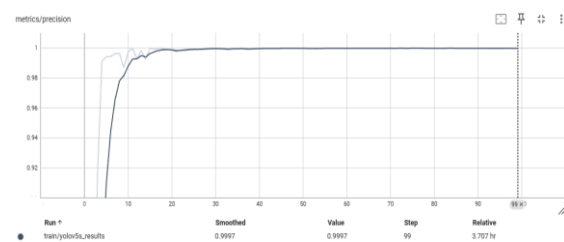
terhadap perbedaan skala dan orientasi objek, yang berkontribusi pada peningkatan mAP50:95 (dari 95,8% pada Model 2 menjadi 96,2%) serta mengukuhkan YOLOv5sM sebagai yang berkinerja terbaik di antara ketiga model yang dibandingkan.



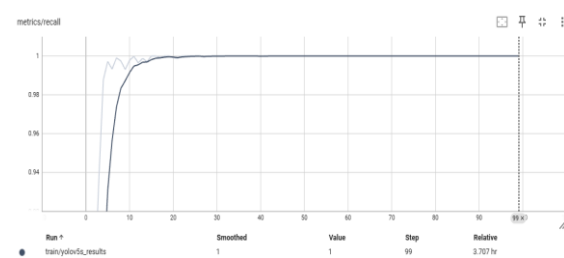
Gambar 20. Hasil Pengujian Model 3 Daging Sapi Segar



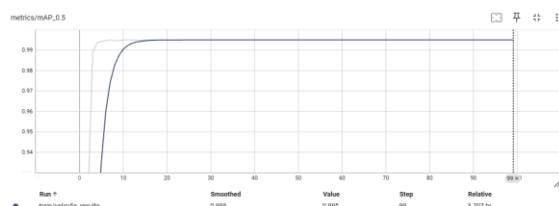
Gambar 21. Hasil Pengujian Model 3 Daging Sapi Tidak Segar



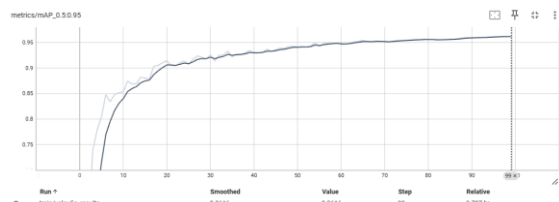
Gambar 22. Precision Model 3



Gambar 23. Recall Model 3



Gambar 24. mAP50 Model 3



Gambar 25. mAP50:95 Model 3

Berdasarkan Tabel 1, Gambar 13, Gambar 19, dan Gambar 25 menunjukkan Model YOLOv5sM menghasilkan nilai mAP50:95 paling besar yaitu 96,2%, hal ini menunjukkan bahwa Model YOLOv5sM memiliki kinerja terbaik daripada Model 1 (tanpa augmentasi data) dan Model 2 (menggunakan augmentasi data *Flip* dan *Rotation*).

#### 4. SIMPULAN

Hasil modifikasi Model YOLOv5s yang disebut YOLOv5sM, yaitu model YOLOv5S yang menggunakan teknik augmentasi data *Mosaic* sebanyak 100 *epoch* menunjukkan kinerja yang terbaik daripada dua model lainnya dengan nilai *Precision* sebesar 100%, *Recall* 100%, mAP50 99,5%, dan mAP50:95 96,2%.

#### REFERENSI

Asfiyatus Sholikhah, R. K. D. (2022). Peranan Protein Hewani dalam Mencegah Stunting pada Anak Balita. *Jurnal Riset Sains Dan Teknologi*, 6(1), 95–100.

Bahadur, T., Neupane, A., Koech, R., & Walsh, K. (2023). Detection and Counting of Root-Knot Nematodes Using YOLO Models with Mosaic Augmentation. *Biosensors and Bioelectronics: X*, 15(July), 100407. <https://doi.org/10.1016/j.biosx.2023.100407>

Bochkovskiy, A., Chien-Yao Wang, & Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. *ArXiv Preprint ArXiv:2004.10934*, April. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>

Durve, M., Tiribocchi, A., Bonaccorso, F.,

Montessori, A., Bogdan, M., Guzowski, J., Succi, S., & May, C. V. (2022). DropTrack - automatic droplet tracking using deep learning for microfluidic applications Mihir Durve, 1., *ArXiv*, 34(8), 1–24.

Engstrom, L., Tran, B., Tsipras, D., Schmidt, L., & Madry, A. (2019). A Rotation and a Translation Suffice: Fooling CNNs with Simple Transformations. *ICLR 2019 Conference Blind Submission*, 10.

Iswara, N. F., & Syafiq, A. (2024). Pentingnya Protein Hewani dalam Mencegah Balita Stunting: Systematic Review. *Media Publikasi Promosi Kesehatan Indonesia The*, 7(1), 110–117.

Jocher, G., Nishimura, K., Mineeva, T., & Vilariño, R. (2020). *YOLOv5*. Code Repository.

Khotimah, D. F., Faizah, U. N., & Sayekti, T. (2021). Protein sebagai Zat Penyusun dalam Tubuh Manusia: Tinjauan Sumber. *Proceeding of Integrative Science Education Seminar*, 1, 127–133.

Krizhevsky, A., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1097–1105.

Liao, H. M. (2020). YOLOv4 : Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. *ArXiv*, May. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>

Liur, I. J. (2020). Kualitas Kimia dan Mikrobiologis Daging Ayam Broiler Pada Pasar Tradisional Kota Ambon. *Al-Hayat: Journal of Biology and Applied Biology*, 3(2), 59–66.

Lopes, J. C., & Lopes, R. P. (2024). Journal of Visual Informatics. <https://doi.org/10.1016/j.visinf.2024.11.002>

Mahaur, B., & Mishra, K. K. (2023). Small-object detection based on YOLOv5 in autonomous driving systems. *Pattern Recognition Letters*, 168, 115–122. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2023.03.009>

Mikołajczyk, A., & Grochowski, M. (2018). Data Augmentation for Improving Deep Learning in Image Classification Problem. *2018 International Interdisciplinary PhD Workshop (IIPhDW)*, 117–122.



- Nehete, J. Y., Bhambar, R. S., Narkhede, M. R., & Gawali, S. R. (2013). *Natural proteins : Sources , isolation , characterization and applications*. 7(14).  
<https://doi.org/10.4103/0973-7847.120508>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. [https://sci-hub.ren/https://www.cv-foundation.org/openaccess/content\\_cvpr\\_2016/html/Redmon\\_You\\_Only\\_Look\\_CVP\\_R\\_2016\\_paper.html](https://sci-hub.ren/https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/html/Redmon_You_Only_Look_CVP_R_2016_paper.html)
- Redmon, J., & Farhadi, A. (2017). YOLO9000: Better, Faster, Stronger. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.
- Redmon, J., Farhadi, A., & Ap, C. (2018). YOLOv3 : An Incremental Improvement. *ArXiv Preprint ArXiv :1804 .02767*.
- Roxana, A., Florin, T., Gheorghe, L., Grigorovici, R., Iancu, S., Hlusneac, M., & Grigorovici, A. (2022). Impact of quality , type and volume of data used by deep learning models in the analysis of medical images. *Informatics in Medicine Unlocked*, 29(March), 100911. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2022.100911>
- Sheffield, S., Fiorotto, M. L., & Davis, T. A. (2024). Nutritional Importance of Animal-Sourced Foods in a Healthy Diet. *Frontiers in Nutrition*, July, 1–6. <https://doi.org/10.3389/fnut.2024.1424912>
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A Survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- Su, J., Yu, X., Wang, X., Wang, Z., & Chao, G. (2024). *Enhanced Transfer Learning with Data Augmentation*. 129(August 2023).
- Yan, J., Zeng, Y., Lin, J., Pei, Z., Fan, J., Fang, C., & Cai, Y. (2024). Enhanced Object Detection in Pediatric Bronchoscopy Images Using YOLO-Based Algorithms with CBAM Attention Mechanism. *Heliyon*, 10(12), e32678. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e32678>
- Yusuf, Y. (2018). *Modul Kimia Pangan dan Gizi*. EduCenter Indonesia.