

Pengembangan Sistem *Object Detection* Kualitas Daging Ayam Berbasis YOLOv8

^{1*}**Bagus Dwi Prasetya, ²Ratih Kumalasari Niswatin, ³Intan Nur Farida**

¹²³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *1bagusdwiprasetya364@gmail.com, 2ratih.workmail@gmail.com, 3in.nfarida@gmail.com

Penulis Korespondens : Bagus Dwi Prasetya

Abstrak— Menjaga kualitas daging ayam sangat penting untuk keamanan pangan dan kesehatan konsumen. Metode inspeksi tradisional seringkali subjektif dan tidak efisien. Studi ini mengusulkan sistem deteksi kualitas daging ayam otomatis yang memanfaatkan algoritma deteksi objek YOLOv8 yang terintegrasi ke dalam aplikasi web berbasis Flask. Dataset terdiri dari tiga kategori yaitu ayam segar, ayam tirem, dan none. Model dilatih menggunakan Google Colaboratory dan dievaluasi melalui metrik presisi, recall, dan *mean Average Precision* (mAP). Model YOLOv8 menunjukkan kinerja tinggi, dengan presisi 0,975, recall 0,92, *mean Average Precision* (mAP@0.5) 0,972, dan *mean Precision* (mAP@0.5:0.95) 0,84. Sistem yang dikembangkan terbukti mampu mendeteksi kualitas daging ayam secara akurat dan efisien. Inovasi ini diharapkan dapat meningkatkan keamanan pangan serta membantu konsumen dan pelaku industri dalam memastikan mutu produk secara lebih objektif dan praktis.

Kata Kunci— Daging Ayam, Deteksi Objek, Yolov8

Abstract— *Maintaining the quality of chicken meat is crucial for food safety and consumer health. Traditional inspection methods are often subjective and inefficient. This study proposes an automated chicken meat quality detection system that utilizes the YOLOv8 object detection algorithm integrated into a Flask-based web application. The dataset consists of three categories: fresh chicken, spoiled chicken, and none. The model was trained using Google Colaboratory and evaluated using precision, recall, and mean Average Precision (mAP) metrics. The YOLOv8 model demonstrated high performance, with precision of 0.975, recall of 0.92, mean Average Precision (mAP@0.5) of 0.972, and mean Precision (mAP@0.5:0.95) of 0.84. The developed system has proven capable of accurately and efficiently detecting chicken meat quality. This innovation is expected to enhance food safety and assist consumers and industry players in ensuring product quality in a more objective and practical manner.*

Keywords— *Chicken Meat, Object Detection, Yolov8*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Asupan makanan yang kaya akan protein, khususnya yang berasal dari sumber hewani, memainkan peran penting dalam memenuhi kebutuhan gizi harian serta mendukung berbagai fungsi fisiologis yang esensial bagi tubuh manusia [1]. Sumber protein secara umum dapat dikelompokkan menjadi dua jenis utama, yakni protein yang berasal dari tumbuhan seperti kacang-kacangan dan biji-bijian, serta protein yang bersumber dari hewan seperti daging, ikan, telur, dan produk susu [2][3]. Di antara beragam jenis protein hewani, daging ayam menjadi salah satu pilihan yang paling banyak dikonsumsi karena harganya yang relatif terjangkau, nilai gizinya

yang tinggi, serta kemudahan dalam pengolahan [4]. Kandungan protein pada daging ayam memiliki asam amino esensial yang diperlukan untuk proses pertumbuhan, perbaikan jaringan, dan aktivitas metabolisme tubuh[5][6]. Namun, penurunan kualitas daging ayam dapat terjadi akibat berbagai faktor seperti penyimpanan yang tidak tepat, kontaminasi mikroba, atau proses pemotongan yang kurang higienis[7][8].

Penilaian kualitas daging ayam umumnya mengacu pada sejumlah indikator visual dan sensorik, seperti aspek warna, konsistensi tekstur, bau khas, serta keberadaan kelainan fisik seperti memar dan noda darah[9][10]. Perubahan warna daging menjadi pucat atau terlalu gelap dapat mengindikasikan penurunan kesegaran, sementara tekstur yang lembek atau berlendir merupakan tanda terjadinya dekomposisi atau pembusukan. [11]. Penilaian kualitas daging ayam sebagian besar masih mengandalkan metode tradisional, di mana individu secara visual memeriksa produk tersebut, yang mengakibatkan hasil yang bervariasi akibat persepsi subjektif. Di samping itu, metode analisis laboratorium seperti uji mikrobiologi memerlukan waktu yang cukup lama dan biaya yang tinggi. Situasi seperti ini membutuhkan penggunaan teknologi berbasis kecerdasan buatan yang dapat mengevaluasi kualitas daging ayam secara independen, seragam, dan efektif tanpa mengganggu penilaian manusia.

Kemajuan dalam bidang *computer vision* telah memberikan kontribusi signifikan terhadap otomatisasi pemeriksaan visual, terutama dalam rangka memastikan kualitas dan keamanan pada produk-produk pangan. Fungsi utama dari teknologi ini mencakup deteksi objek (*object detection*), yaitu kemampuan untuk secara otomatis mengenali, menentukan posisi, serta mengklasifikasikan objek dalam suatu gambar[12][13]. Metode deteksi objek seperti Faster R-CNN, SSD, dan YOLO sering digunakan dalam penelitian karena terbukti efektif dan efisien dalam mengenali serta mengklasifikasikan objek dalam citra secara akurat. Berbagai studi sebelumnya telah mengusulkan pendekatan untuk mendeteksi kualitas daging ayam. Misalnya, Putra et al. (2021) menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan berhasil mencapai akurasi sebesar 92,9% dalam mengklasifikasikan tingkat kesegaran daging ayam. Meski demikian, pendekatan tersebut belum optimal dalam mengidentifikasi kelainan minor pada daging, seperti keberadaan memar ataupun bercak darah[14].

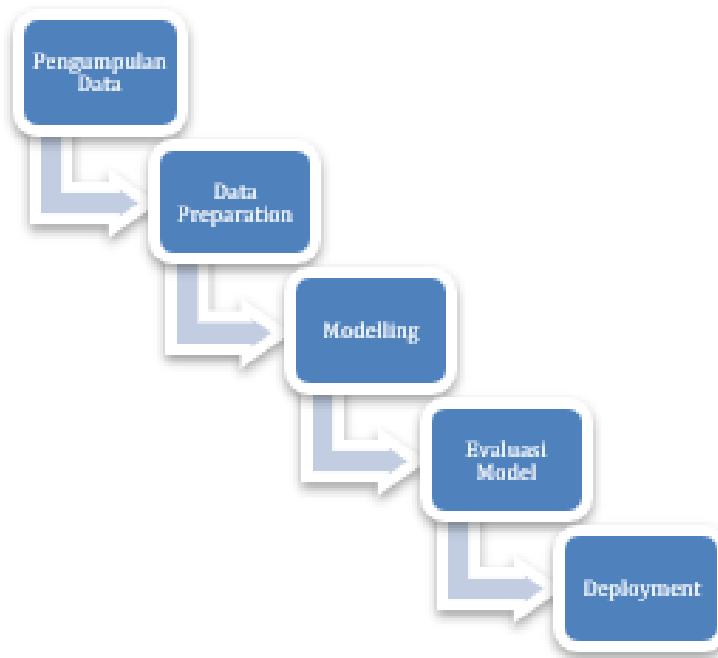
Penelitian lain oleh Rilia (2025) mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran daging ayam menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan teknik ekstraksi fitur warna berbasis *Hue Saturation Intensity* (HSI), yang menghasilkan akurasi sebesar 65,56%. Metode ini tetap bergantung pada proses ekstraksi fitur secara manual yang memakan waktu dan belum mampu memberikan tingkat akurasi yang memadai [15]. Penelitian oleh Nakrosis et al. (2023) mengaplikasikan algoritma YOLOv5 untuk mengidentifikasi kontaminasi pada unggas dengan hasil akurasi mencapai 91,78%. Meski demikian, ketidakseimbangan data menyebabkan penurunan performa hingga 15% pada kelas minoritas. Meskipun menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan VGG-16 dan ResNet-101, algoritma tersebut masih memerlukan pengujian lebih lanjut untuk mengevaluasi keterkaitan hasil deteksi dengan parameter usia dan ukuran tubuh unggas[16]. Selain itu, Kumar (2020) turut merancang pengembangan lanjutan dari algoritma SSD dengan menggunakan struktur CNN bertingkat, yang memungkinkan pengolahan data secara *real-time* pada gambar statis maupun video, serta mencapai tingkat akurasi sebesar 79,8%. Kendati menunjukkan keunggulan dalam parameter seperti mAP, *loss function*, aspek

rasio, dan kecepatan frame, model ini masih memiliki keterbatasan dalam mengenali objek-objek dengan skala kecil[17].

Menanggapi berbagai keterbatasan dari studi sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model object detection berbasis algoritma YOLOv8 dalam rangka mendeteksi kualitas daging ayam. YOLOv8 merupakan versi terbaru dari algoritma YOLO yang menawarkan integrasi antara efisiensi pemrosesan dan ketepatan deteksi yang tinggi. Dengan mengoptimalkan kemampuan YOLOv8 dalam mengidentifikasi objek secara cepat dan detail, diharapkan model yang dikembangkan dapat menjadi solusi otomatisasi yang andal, objektif, serta efektif dalam proses penilaian kualitas daging ayam, sekaligus memberikan kontribusi terhadap peningkatan keamanan dan mutu pangan.

II. METODE

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang disusun secara sistematis, meliputi: pengumpulan data, data preparation, modelling, evaluasi model, serta implementasi sistem (*deployment*). Setiap tahapan dirancang untuk mendukung pengembangan sistem deteksi kualitas daging ayam berbasis algoritma YOLOv8 secara komprehensif seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

A. Pengumpulan Data

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui pencarian daring serta pemanfaatan platform Roboflow, yang menyediakan repositori dataset dalam format yang kompatibel dengan arsitektur model deteksi objek seperti YOLOv8. Untuk memastikan bahwa model dapat dilatih menggunakan data yang representatif, prosedur pengumpulan data dilakukan dengan fokus pada kualitas dan keragaman gambar.

B. Data Preparation

Tahap ini mencakup annotasi data hingga pengorganisasian dataset ke dalam tiga subset, yakni: 70% data untuk pelatihan (*training set*), 20% untuk validasi (*validation set*), dan 10% untuk pengujian (*testing set*). Tujuan dari pembagian ini adalah untuk memastikan proses pelatihan model berjalan dengan optimal serta menghindari terjadinya *overfitting*. Dengan distribusi data yang proporsional, model diharapkan dapat mempelajari pola dari data secara efektif dan mempertahankan performa yang baik saat diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

C. Modelling

Pada tahap ini arsitektur YOLOv8 digunakan untuk membangun model dan proses pembelajaran dioptimalkan dengan menetapkan parameter pelatihan seperti ukuran *batch*, ukuran gambar (*imgsz*), dan jumlah epoch.

D. Evaluasi

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi untuk mengukur kinerjanya dalam mendekripsi kualitas daging ayam. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Berbagai kriteria penilaian, termasuk *Mean Average Precision* (mAP), *precision*, dan *recall* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Nilai mAP dihitung untuk mengetahui rata-rata presisi model pada berbagai tingkat *Intersection over Union* (IoU), sementara *precision* dan *recall* digunakan untuk menilai ketepatan dan sensitivitas deteksi.

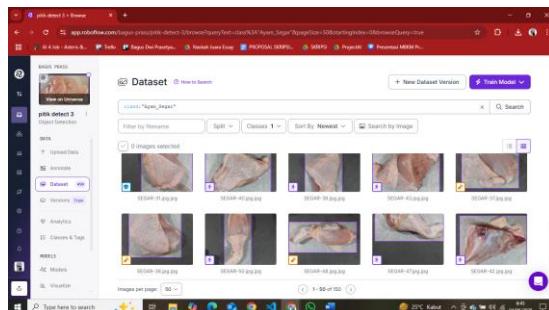
E. Deployment

Tahapan akhir dari penelitian ini adalah implementasi model deteksi yang telah dikembangkan ke dalam sebuah sistem berbasis web. Integrasi dilakukan menggunakan *framework* Flask, yang dipilih karena fleksibilitas dan kemudahannya dalam mengembangkan aplikasi web berbasis Python. HTML, CSS, dan JavaScript digunakan dalam pengembangan antarmuka sistem yang memungkinkan pengguna untuk mengidentifikasi daging ayam dan menerima hasil deteksi secara instan.

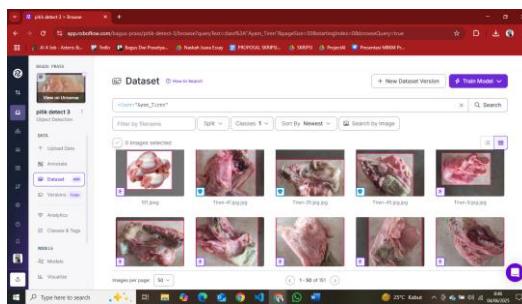
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

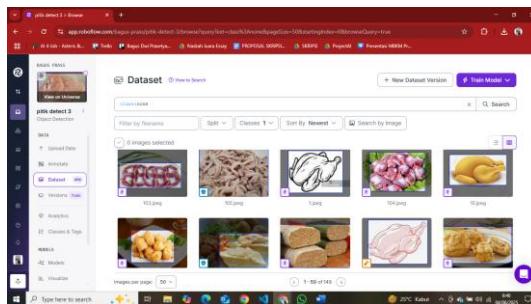
Pengumpulan data dilaksanakan melalui pemanfaatan berbagai sumber digital termasuk platform Roboflow, sebagai media utama dalam memperoleh dataset yang relevan. Total data citra yang berhasil dikumpulkan berjumlah 450 gambar, terdiri atas tiga kategori yaitu daging ayam segar dan daging ayam tireh dan none. Dapat dilihat pada gambar 2 merupakan contoh dataset ayam segar, pada gambar 3 contoh dataset ayam tireh, dan gambar 4 menunjukkan dataset none.



Gambar 2. Dataset Ayam Segar



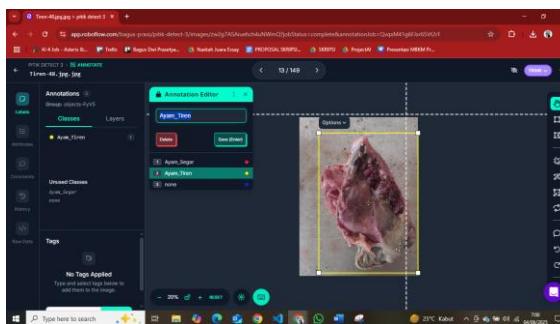
Gambar 3. Dataset Ayam Tiren



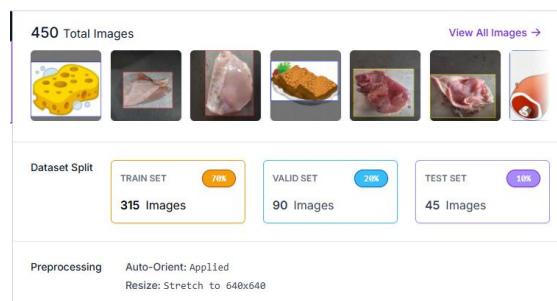
Gambar 4. Dataset None

B. Data Preparation

Setelah proses pengumpulan data telah selesai, proses selanjutnya ialah data *preparation* yang meliputi beberapa tahapan. Pada gambar 5 merupakan proses annotasi citra yang telah dilakukan. Selanjutnya, dilakukan proses spillting data menjadi 3 jenis 70% data training, 20% data validasi, 10% data test seperti pada gambar 6. Untuk menghindari masalah *overfitting* dan *underfitting* pada dataset, pendekatan ini diterapkan selama proses pelatihan model. Pada tahap ini juga dilakukan *auto orientation* dan *resize-640* seperti pada gambar 6.



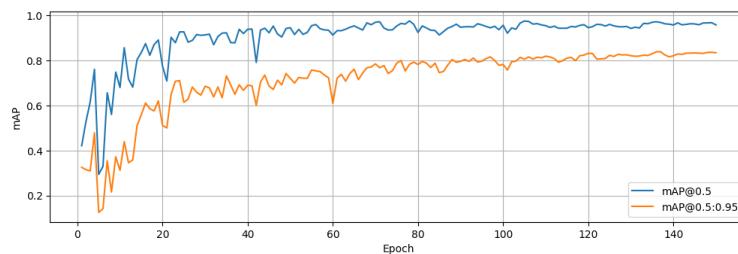
Gambar 5. Proses Annotasi Citra



Gambar 6. Pembagian Data dan Preprocessing

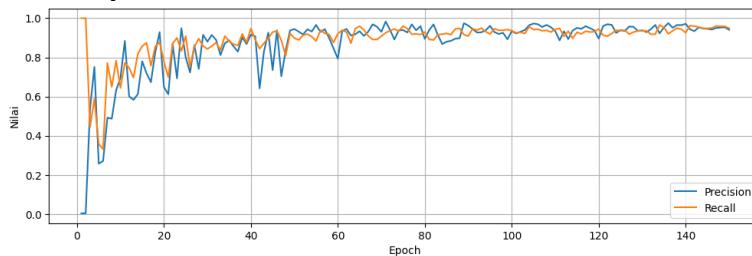
C. Modelling

Pelatihan model dilaksanakan selama 150 epoch menggunakan versi ringan dari arsitektur YOLOv8, yaitu YOLOv8n, yang dipilih karena efisiensinya dalam penggunaan kapasitas komputasi yang terbatas. Sebagaimana ditampilkan pada Gambar 7, akurasi model yang diukur melalui metrik mAP@0.5 mengalami peningkatan secara progresif sejak awal proses pelatihan dan mulai mencapai titik konvergen pada sekitar epoch ke-100, dengan nilai tertinggi mendekati 0,96. Capaian ini merepresentasikan tingkat keberhasilan model dalam mengenali objek secara tepat pada batasan kesesuaian spasial sebesar 0,5 (IoU). Sementara itu, nilai mAP dalam rentang ambang 0,5 hingga 0,95 menunjukkan tren kenaikan yang konsisten hingga mencapai kisaran 0,76 pada fase akhir proses pelatihan. Nilai ini memberikan gambaran umum tentang performa model terhadap berbagai tingkat kesesuaian IoU, sekaligus mencerminkan kemampuan generalisasi model dalam mengenali objek dengan ukuran dan posisi yang bervariasi.



Gambar 7. Perkembangan mAP

Gambar 8 memperlihatkan bahwa selama pelatihan berlangsung, nilai *precision* dan *recall* tetap menunjukkan kestabilan tanpa perubahan signifikan. Pada iterasi akhir (*epoch final*), *precision* mencapai 0,94, sedangkan *recall* berada pada angka 0,93. Tingginya nilai *precision* mencerminkan bahwa sebagian besar hasil klasifikasi positif dari model sesuai dengan kenyataan, sedangkan nilai *recall* yang tinggi mengindikasikan kemampuan model dalam mengenali mayoritas objek target dalam gambar. Hasil ini menunjukkan bahwa model berhasil mempertahankan keseimbangan performa yang baik antara tingkat ketepatan dan kemampuan mendekripsi secara menyeluruh.



Gambar 8. Perkembangan Precision dan Recall

D. Evaluasi

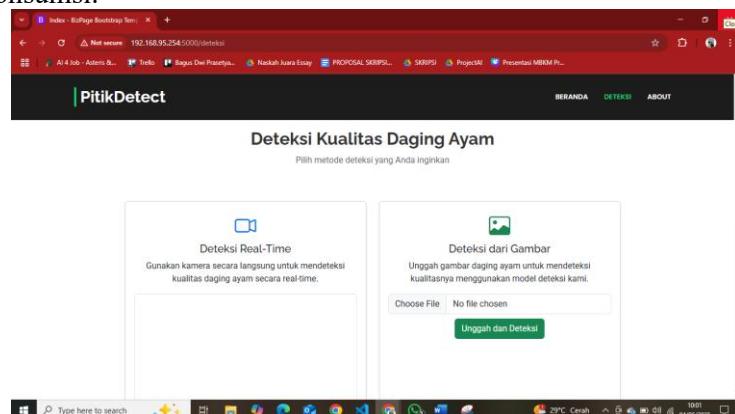
Evaluasi kinerja model deteksi objek menggunakan YOLOv8 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan kualitas daging ayam. Dari proses validasi yang dilakukan terhadap 90 citra uji, diperoleh hasil bahwa model mampu mencapai tingkat ketepatan (precision) sebesar 97,5% serta tingkat sensitivitas (recall) sebesar 92%. Nilai mAP pada ambang batas *Intersection over Union* (IoU) 0,5 mencapai 0,972, sementara mAP pada rentang IoU 0,5 hingga 0,95 tercatat sebesar 0,84. Kecepatan pemrosesan dilakukan dengan waktu rata-rata 3,4 ms untuk *preprocessing*, 6,8 ms untuk inferensi, dan 4,2 ms untuk *postprocessing* per citra. Temuan tersebut menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat ketepatan yang tinggi dalam proses identifikasi serta klasifikasi objek, baik pada kondisi ambang batas yang rendah maupun tinggi. Hasil evaluasi model dapat dilihat pada Tabel 1.

Table 1. Hasil Evaluasi Model

Class	Image	Instances	Box Precision	Box Recall	mAP50	mAP50-95
All	90	93	0.975	0.92	0.972	0.84
Ayam Segar	30	30	1	0.923	0.995	0.95
Ayam Tiren	30	30	0.96	1	0.995	0.946
None	30	33	0.965	0.837	0.927	0.624

E. Deployment

Setelah model dievaluasi, pada tahap ini model yang dihasilkan kemudian diintegrasikan ke dalam antarmuka web berbasis Flask untuk memudahkan pengguna dalam melakukan deteksi kualitas daging ayam. Seperti terlihat pada Gambar 9, aplikasi ini menyediakan dua metode deteksi, yaitu deteksi *real-time* yang memungkinkan pengguna menggunakan kamera secara langsung untuk mendeteksi kualitas daging ayam secara nyata. Pengguna diberikan kemudahan untuk mengunggah citra visual daging ayam guna dilakukan proses analisis kualitas secara otomatis melalui model yang telah dilatih sebelumnya. Kolaborasi antara fitur deteksi citra dan algoritma YOLOv8 ini memungkinkan penerapan teknologi secara praktis dalam aplikasi yang dapat diakses oleh masyarakat luas untuk menjamin mutu daging ayam yang akan dikonsumsi.



Gambar 9. Tampilan WebApps

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sebuah sistem deteksi kualitas daging ayam berbasis algoritma *You Only Look Once* versi 8 (YOLOv8) yang diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model YOLOv8 yang dikembangkan memiliki performa yang sangat baik, dengan nilai precision sebesar 0,975 dan recall sebesar 0,92. Selain itu, nilai mean *Average Precision* (mAP) pada ambang *Intersection over Union* (IoU) 0,5 mencapai 0,972 dan mAP pada rentang IoU 0,5–0,95 sebesar 0,84. Kinerja ini mencerminkan kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek secara akurat baik dalam kondisi pelonggaran maupun keketatan ambang batas. Kecepatan pemrosesan dilakukan dengan waktu rata-rata 3,4 ms untuk *preprocessing*, 6,8 ms untuk *inferensi*, dan 4,2 ms untuk *postprocessing* per citra sehingga menunjukkan efisiensi tinggi dalam penerapannya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. N. Sari, Murniyati, and L. Azis, “PENILAIAN STATUS GIZI IBU MENYUSUI EKSKLUSIF DENGAN METODE 24 H RECALL DI KECAMATAN SUMBAWA,” J.

- TAMBORA, vol. 7, no. 2, pp. 8–17, Jul. 2023, doi: 10.36761/jt.v7i2.2968.
- [2] M. Lima, R. Costa, I. Rodrigues, J. Lameiras, and G. Botelho, “A Narrative Review of Alternative Protein Sources: Highlights on Meat, Fish, Egg and Dairy Analogues,” *Foods*, vol. 11, no. 14, p. 2053, Jul. 2022, doi: 10.3390/foods11142053.
- [3] M. M. Wulandari, B. K. H. Jati, and ..., “Edukasi Konsumsi Protein Hewan dan Pencegahan Stunting: Upaya Peningkatan Kesejahteraan Komunitas Desa Cipetung, Kabupaten Brebes,” *J. Pengabdi*. ..., vol. 4, no. 4, pp. 4003–4011, 2023, [Online]. Available: <http://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/jpkm/article/view/1966%0Ahttps://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/jpkm/article/download/1966/1372>
- [4] M. H. Haque et al., “Sustainable Antibiotic-Free Broiler Meat Production: Current Trends, Challenges, and Possibilities in a Developing Country Perspective,” *Biology (Basel)*., vol. 9, no. 11, p. 411, Nov. 2020, doi: 10.3390/biology9110411.
- [5] W. He, P. Li, and G. Wu, “Amino Acid Nutrition and Metabolism in Chickens,” 2021, pp. 109–131. doi: 10.1007/978-3-030-54462-1_7.
- [6] G. Liu and W. K. Kim, “The Functional Roles of Methionine and Arginine in Intestinal and Bone Health of Poultry: Review,” *Animals*, vol. 13, no. 18, p. 2949, Sep. 2023, doi: 10.3390/ani13182949.
- [7] K. Md., R. I. Md., R. Ananya, H. Md. Mohasin, Z. Md. Ashrafuzzaman, and P. Rashida, “Effect of Poor Post-Slaughter Handling on Physicochemical and Microbial Quality of Fresh Broiler in Bangladesh,” *Adv. Food Prod. Process. Nutr.*, vol. 2, no. 1, pp. 008–016, Aug. 2024, doi: 10.17352/afppn.000003.
- [8] P. Kumar, A. K. Verma, P. Umaraw, N. Mehta, and A. Q. Sazili, “Processing and preparation of slaughtered poultry,” in *Postharvest and Postmortem Processing of Raw Food Materials*, Elsevier, 2022, pp. 281–314. doi: 10.1016/B978-0-12-818572-8.00006-1.
- [9] S. Barbut and E. M. Leishman, “Quality and Processability of Modern Poultry Meat,” *Animals*, vol. 12, no. 20, p. 2766, Oct. 2022, doi: 10.3390/ani12202766.
- [10] M. Grzybowska-Brzezińska, J. K. Banach, and M. Grzywińska-Rąpcia, “Shaping Poultry Meat Quality Attributes in the Context of Consumer Expectations and Preferences—A Case Study of Poland,” *Foods*, vol. 12, no. 14, p. 2694, Jul. 2023, doi: 10.3390/foods12142694.
- [11] W. Katiyo, H. L. de Kock, R. Coorey, and E. M. Buys, “Sensory implications of chicken meat spoilage in relation to microbial and physicochemical characteristics during refrigerated storage,” *LWT*, vol. 128, p. 109468, Jun. 2020, doi: 10.1016/j.lwt.2020.109468.
- [12] K. Jot Singh, D. Singh Kapoor, K. Thakur, A. Sharma, and X.-Z. Gao, “Computer-Vision Based Object Detection and Recognition for Service Robot in Indoor Environment,” *Comput. Mater. Contin.*, vol. 72, no. 1, pp. 197–213, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.022989.
- [13] A. Morar et al., “A Comprehensive Survey of Indoor Localization Methods Based on Computer Vision,” *Sensors*, vol. 20, no. 9, p. 2641, May 2020, doi: 10.3390/s20092641.
- [14] Calvin, G. B. Putra, and E. Prakasa, “Classification of Chicken Meat Freshness using Convolutional Neural Network Algorithms,” 2020 Int. Conf. Innov. Intell. Informatics, Comput. Technol. 3ICT 2020, pp. 3–8, 2020, doi: 10.1109/3ICT51146.2020.9312018.
- [15] C. A. Rilia, “Classification of Chicken Meat Freshness Using Support Vector Machine and Hue Saturation Intensity,” vol. 11, no. 2, pp. 134–142, 2025.
- [16] A. Nakrosis et al., “Towards Early Poultry Health Prediction through Non-Invasive and Computer Vision-Based Dropping Classification,” *Animals*, vol. 13, no. 19, p. 3041, Sep. 2023, doi: 10.3390/ani13193041.
- [17] A. Kumar, Z. J. Zhang, and H. Lyu, “Object detection in real time based on improved single shot multi-box detector algorithm,” *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, vol. 2020, no. 1, 204, Dec. 2020, doi: 10.1186/s13638-020-01826-x.