

OPTIMALISASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK(CNN) UNTUK KLASIFIKASI DAGING AYAM BERBASIS AWS

Samsudin¹, Resky Herlianto², Dwi Yuli Prasetyo³

¹²³Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri

*Email: rizkyherlianto202@gmail.com

ABSTRAK

Daging ayam merupakan bahan pangan yang mudah mengalami penurunan mutu sehingga diperlukan sistem penilaian kesegaran yang objektif dan akurat. Penelitian ini mengusulkan penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 untuk melakukan klasifikasi kesegaran daging ayam berbasis citra digital. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan layanan komputasi awan Amazon Web Services (AWS) melalui SageMaker dan penyimpanan data pada S3 Bucket. Dataset penelitian terdiri dari 660 gambar daging ayam yang terbagi dalam tiga kategori, yaitu segar, masih segar, dan tidak segar. Model CNN yang telah dilatih kemudian dikonversi ke format TensorFlow Lite agar dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi Android dan beroperasi secara offline. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi pelatihan sebesar 97,62%, akurasi validasi 73,74%, dan akurasi pengujian 96%. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan CNN berbasis AWS efektif dalam melakukan klasifikasi kesegaran daging ayam dengan efisiensi tinggi serta memungkinkan penerapan langsung pada perangkat mobile. Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem evaluasi kualitas pangan yang adaptif dan berbasis kecerdasan buatan.

Kata kunci: CNN; MobileNetV2; daging ayam; AWS; klasifikasi citra

ABSTRACT

Chicken meat is a perishable food product that requires an objective and accurate freshness evaluation system. This study proposes the implementation of the Convolutional Neural Network (CNN) method using the MobileNetV2 architecture for image-based chicken meat freshness classification. The model training process was conducted using the Amazon Web Services (AWS) cloud platform via SageMaker, with data stored in S3 Bucket. The dataset consisted of 660 chicken meat images categorized into three classes: fresh, slightly fresh, and not fresh. The trained CNN model was converted into TensorFlow Lite format for integration into an Android-based offline application. Experimental results show that the model achieved a training accuracy of 97.62%, validation accuracy of 73.74%, and testing accuracy of 96%. These findings demonstrate that the AWS-based CNN approach effectively classifies chicken meat freshness with high efficiency and suitability for mobile deployment. This research contributes to the development of adaptive and AI-based food quality evaluation systems.

Keywords: CNN; MobileNetV2; chicken meat; AWS; image classification

1. Pendahuluan

Daging ayam merupakan salah satu sumber protein hewani yang paling populer di masyarakat karena harganya yang terjangkau serta kandungan gizinya yang tinggi [1], [2]. Namun, daging ayam juga tergolong bahan pangan yang mudah rusak dan cepat mengalami penurunan mutu apabila tidak ditangani dengan baik setelah proses pemotongan [3]. Kerusakan mikrobiologis pada daging ayam dapat terjadi akibat penyimpanan yang tidak sesuai dan adanya kontaminasi mikroorganisme patogen [4]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kualitas mikrobiologis daging ayam di

pasar tradisional sangat dipengaruhi oleh keberadaan Coliform dan tingginya Total Plate Count (TPC), yang keduanya merupakan indikator utama penurunan kesegaran [5].

Metode konvensional dalam menilai kesegaran daging ayam umumnya masih bergantung pada persepsi sensorik manusia, seperti pengamatan visual, penciuman aroma, dan perabaan tekstur. Pendekatan ini bersifat subjektif dan sangat bergantung pada pengalaman individu, sehingga berpotensi menghasilkan penilaian yang tidak konsisten [6]. Selain itu, belum adanya standar objektif dalam penilaian kualitas pangan menimbulkan kesulitan dalam menghasilkan hasil evaluasi yang akurat dan dapat diandalkan [7]. Oleh karena itu, diperlukan sistem penilaian otomatis yang mampu memberikan hasil evaluasi yang objektif, efisien, dan konsisten terhadap tingkat kesegaran daging ayam.

Kemajuan teknologi Artificial Intelligence (AI), khususnya dalam bidang deep learning, telah memberikan kontribusi signifikan terhadap otomatisasi penilaian kualitas pangan [8], [9]. Salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam analisis citra pangan adalah Convolutional Neural Network (CNN) karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis dari data gambar [10]. CNN telah terbukti memiliki akurasi dan efisiensi tinggi dalam tugas klasifikasi berbasis citra, termasuk untuk mendeteksi tingkat kesegaran bahan pangan [11]. Mukhiddinov et al. [12] melaporkan bahwa sistem klasifikasi berbasis CNN untuk menilai kesegaran buah dan sayuran secara otomatis dapat mengurangi kesalahan manusia serta meningkatkan konsistensi hasil evaluasi.

CNN bekerja melalui lapisan konvolusi yang secara bertahap membangun representasi abstrak dari citra masukan, sehingga sangat efektif digunakan untuk tugas visual yang kompleks [13], [14]. Teknologi ini telah banyak diterapkan pada berbagai bidang, mulai dari computer vision, pengenalan medis, hingga pengenalan pangan [15], [16]. Arsitektur ringan seperti MobileNetV2 semakin meningkatkan efisiensi CNN karena dapat berjalan secara real-time pada perangkat bergerak tanpa mengorbankan performa klasifikasi [17], [18].

Selain aspek algoritmik, efisiensi proses pelatihan juga menjadi tantangan penting dalam penelitian berbasis deep learning. Proses pelatihan model CNN umumnya memerlukan sumber daya komputasi besar dan waktu pelatihan yang lama. Oleh karena itu, penggunaan platform cloud computing seperti Amazon Web Services (AWS) menjadi solusi yang relevan karena menyediakan infrastruktur komputasi berskala besar dan fleksibel [19]. AWS melalui layanan seperti SageMaker dan S3 Bucket memungkinkan proses pelatihan model berjalan secara efisien, terintegrasi, serta mengatasi keterbatasan perangkat keras lokal [20], [21].

Berdasarkan berbagai kajian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran daging ayam menggunakan metode CNN dengan arsitektur MobileNetV2 yang dilatih melalui layanan AWS. Model yang dihasilkan kemudian diubah menjadi format TensorFlow Lite agar dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi Android dan digunakan secara offline. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem klasifikasi yang akurat, ringan, dan mudah diimplementasikan, sekaligus menjadi kontribusi nyata dalam pengembangan sistem penilaian kualitas pangan berbasis kecerdasan buatan di Indonesia.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan empiris dan sistematis dalam mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran daging ayam berbasis citra digital. Metode yang diterapkan meliputi tahapan pengumpulan dataset, pra-pemrosesan citra, pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan layanan Amazon Web Services (AWS), evaluasi kinerja model, serta implementasi hasil pada aplikasi Android berbasis TensorFlow Lite..

2.1 Pengumpulan dan Persiapan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 660 citra daging ayam yang dikumpulkan langsung dari Pasar Terapung Tembilahan menggunakan kamera Redmi Note 14 4G di bawah pencahayaan seragam. Setiap citra kemudian diklasifikasikan secara manual ke dalam tiga kategori kesegaran berdasarkan waktu simpan dan tampilan visual, yaitu: Segar (0–6 jam setelah pemotongan), Masih Segar (6–24 jam), dan Tidak Segar (lebih dari 24 jam) [22].



Gambar 1. Segar



Gambar 2. Masih Segar



Gambar 3. Tidak Segar

Pembagian dataset dilakukan secara proporsional dengan rasio 70% untuk data pelatihan, 15% untuk validasi, dan 15% untuk pengujian. Setiap kelas memiliki distribusi yang seimbang agar tidak terjadi *class imbalance*. Data citra kemudian disimpan dalam direktori terpisah sesuai kategori dan subset-nya, lalu diunggah ke layanan Amazon S3 Bucket untuk mendukung integrasi dengan proses pelatihan model di AWS [15].

Tabel 1. Jumlah Citra per Kelas

Kelas	Pelatihan	Validasi	Pengujian	Total
Segar	154	33	33	220
Masih Segar	154	33	33	220
Tidak Segar	154	33	33	220
Total	462	99	99	660

2.2 Arsitektur Model CNN

Model CNN yang digunakan dalam penelitian ini adalah MobileNetV2, yang dikenal memiliki keseimbangan antara efisiensi komputasi dan akurasi tinggi, sehingga cocok untuk implementasi pada perangkat bergerak [17]. Arsitektur ini menggunakan konsep inverted residual blocks dan depthwise separable convolution, yang secara signifikan mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi tanpa menurunkan performa model [23].

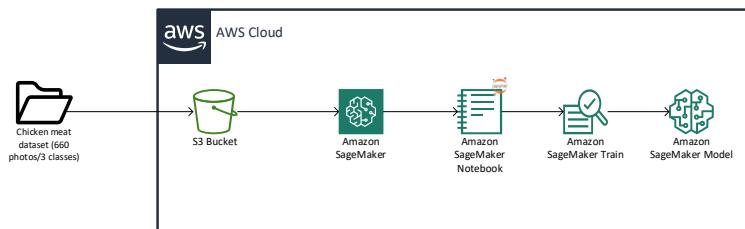
Teknik transfer learning diterapkan dengan menggunakan bobot awal (pre-trained weights) dari dataset ImageNet dan menyesuaikan lapisan akhir untuk klasifikasi tiga kelas kesegaran daging ayam. Pendekatan ini mempercepat konvergensi model sekaligus mengurangi risiko overfitting akibat keterbatasan jumlah data pelatihan.

2.3. Pelatihan Model Berbasis Cloud

Proses pelatihan dilakukan menggunakan layanan Amazon SageMaker, yaitu platform *machine learning* terkelola yang disediakan oleh AWS. Dataset yang telah diunggah ke S3 Bucket diakses langsung selama pelatihan model di lingkungan Jupyter Notebook pada SageMaker Studio. Integrasi antara S3 dan SageMaker memastikan proses pelatihan berjalan otomatis dan konsisten dari sisi pipeline data [19].

Model dilatih dengan beberapa parameter utama seperti learning rate, batch size, dan optimizer yang diatur untuk mencapai konvergensi optimal. Selama proses pelatihan, digunakan mekanisme

callback untuk memantau nilai *loss* dan akurasi, serta menerapkan *early stopping* guna mencegah *overfitting*. Pendekatan pelatihan berbasis cloud ini mampu mengatasi keterbatasan perangkat keras lokal dan meningkatkan reproducibilitas hasil penelitian, sebagaimana disarankan oleh Schneider et al. [21].



Gambar 4. Arsitektur Pelatihan Model CNN Menggunakan Layanan AWS

2.4 Evaluasi Model

Evaluasi terhadap model CNN dilakukan menggunakan 99 citra uji dengan distribusi seimbang untuk setiap kategori kesegaran. Penilaian kinerja dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur distribusi prediksi model terhadap kelas sebenarnya. Dari matriks ini dihitung empat metrik utama, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [13].

Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap total jumlah sampel uji. Presisi mengevaluasi ketepatan prediksi positif untuk setiap kelas, sedangkan *recall* mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh *instance* aktual dari suatu kelas tertentu. *F1-score*, sebagai rata-rata harmonik antara presisi dan *recall*, memberikan ukuran yang seimbang ketika menghadapi kemungkinan ketidakseimbangan kelas atau kasus klasifikasi batas. Oleh karena itu, alat evaluasi ini menjadi komponen penting dalam proses validasi dan peningkatan kinerja model CNN [18].

2.5 Implementasi ke Aplikasi Android

Setelah model CNN selesai dilatih dan diuji, tahap selanjutnya adalah implementasi ke aplikasi Android agar dapat digunakan secara *offline*. Model yang dihasilkan dikonversi dari format TensorFlow (.pb) menjadi TensorFlow Lite (.tflite) [24]. Proses konversi ini bertujuan untuk mengoptimalkan ukuran model dan mempercepat proses inferensi di perangkat mobile.

Model yang telah dikonversi diintegrasikan ke dalam aplikasi Android menggunakan Android Studio. Aplikasi tersebut dirancang untuk memungkinkan pengguna mengunggah atau mengambil gambar daging ayam, kemudian menerima hasil klasifikasi kesegaran secara *real-time* tanpa koneksi internet [25]. Antarmuka pengguna dibuat sederhana dan intuitif agar dapat digunakan oleh pedagang maupun konsumen di lingkungan pasar tradisional..

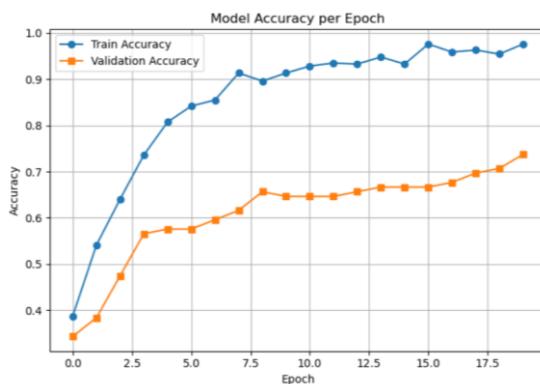
3. Results and Discussions

Bagian ini menyajikan hasil eksperimen serta analisis terhadap kinerja model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan tingkat kesegaran daging ayam. Proses pengujian dilakukan berdasarkan dataset citra yang dibagi ke dalam tiga kategori, yaitu Segar, Masih Segar, dan Tidak Segar. Hasil yang dibahas mencakup performa pelatihan dan validasi model, hasil pengujian menggunakan data baru (*unseen data*), serta implementasi sistem ke dalam aplikasi Android berbasis TensorFlow Lite.

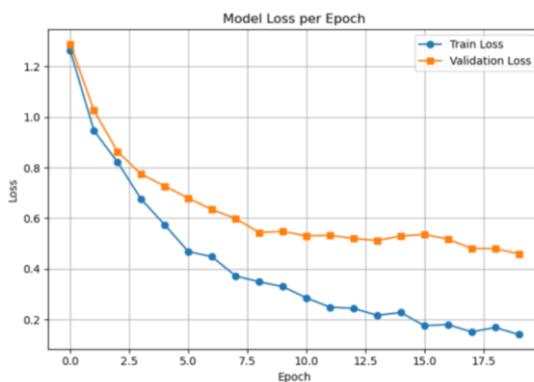
3.1 Hasil Pelatihan dan Validasi Model

Proses pelatihan model dilakukan sebanyak 20 epoch menggunakan dataset yang telah diunggah ke layanan *Amazon S3*, dengan pelatihan dijalankan melalui *Amazon SageMaker*. Pada awal pelatihan, nilai *loss* model masih cukup tinggi akibat penyesuaian bobot awal yang belum stabil.

Namun, seiring bertambahnya epoch, nilai loss mengalami penurunan yang konsisten dan akurasi meningkat secara signifikan.



Gambar 5. Grafik Akurasi selama proses pelatihan



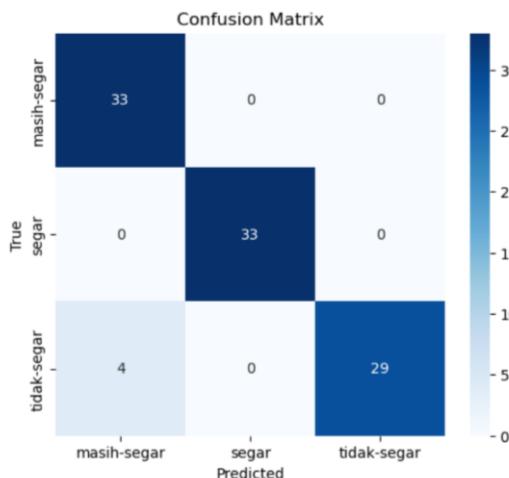
Gambar 6. Grafik loss selama proses pelatihan

Setelah 20 epoch, model mencapai akurasi pelatihan sebesar 97,62% dan akurasi validasi sebesar 73,74%. Perbedaan nilai akurasi ini menunjukkan adanya indikasi *overfitting*, di mana model memiliki kemampuan belajar pola data pelatihan dengan baik, tetapi performanya sedikit menurun pada data validasi.

Meskipun demikian, model tetap menunjukkan pola konvergensi yang stabil, dengan loss validasi yang menurun secara bertahap dan tidak menunjukkan fluktuasi ekstrem. Penggunaan *early stopping* juga membantu menghentikan proses pelatihan secara otomatis sebelum model kehilangan generalisasi terhadap data baru. Hal ini menandakan bahwa pendekatan pelatihan berbasis *transfer learning* pada arsitektur MobileNetV2 cukup efektif diterapkan pada dataset berukuran menengah..

1.1 3.2 Hasil Pengujian Model

Pengujian dilakukan menggunakan 99 citra uji yang terbagi rata ke dalam tiga kelas kesegaran. Evaluasi hasil dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan perhitungan metrik performa utama yang terdiri dari *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

**Gambar 7. Confusion Matrix untuk Klasifikasi Kesegaran Daging Ayam****Tabel 2. Metrik Evaluasi Model CNN**

Metric	Segar	Masih Segar	Tidak Segar	Weighted Average
Precision	1.00	0.89	1.00	0.96
Recall	1.00	1.00	0.88	0.96
F1-score	1.00	0.94	0.94	0.96
Support	33	33	33	99

Berdasarkan hasil tersebut, model mencapai akurasi pengujian sebesar 96%. Kelas Segar dan Masih Segar berhasil diklasifikasikan dengan nilai presisi dan recall 100%, yang menunjukkan kemampuan model mengenali pola visual pada daging ayam segar dengan sangat baik. Namun, pada kelas Tidak Segar, terdapat empat citra yang salah klasifikasi sebagai “Masih Segar”, sehingga menurunkan nilai recall kelas tersebut menjadi 88%.

Temuan ini menunjukkan bahwa model CNN memiliki performa yang sangat baik dalam membedakan daging segar dan masih segar, namun menghadapi sedikit kesulitan dalam mengenali karakteristik visual pada daging yang mulai membusuk. Hal ini sejalan dengan penelitian Mukhiddinov et al. [12], yang menyebutkan bahwa model klasifikasi berbasis citra sering kali mengalami penurunan akurasi pada kategori dengan perbedaan visual yang halus atau bertahap (*borderline class*).

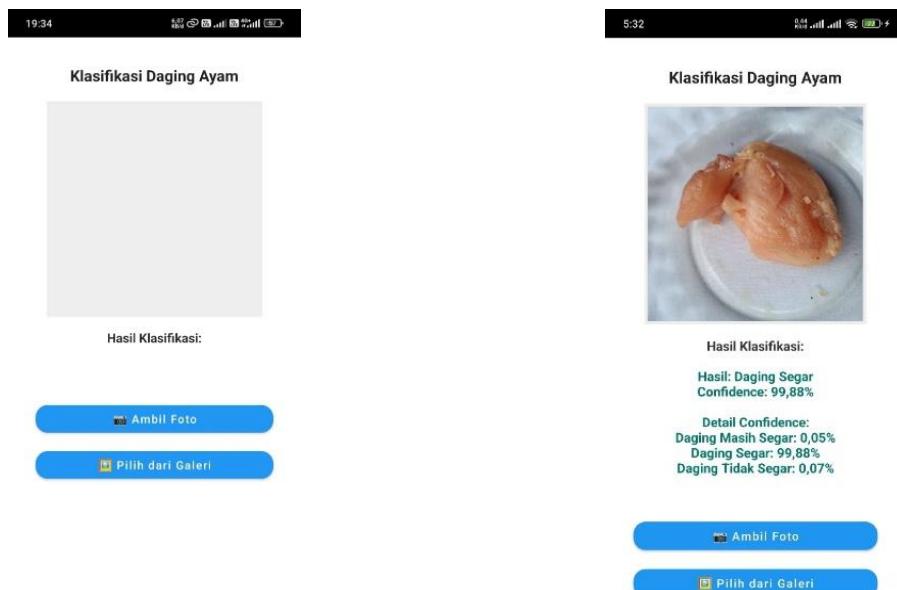
Secara umum, metrik evaluasi yang tinggi menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 dengan pelatihan berbasis cloud dapat menghasilkan model yang efisien dan andal. Penggunaan layanan AWS terbukti mempercepat waktu pelatihan dan mempermudah pengelolaan data, sekaligus memungkinkan replikasi eksperimen tanpa batasan perangkat keras.

1.2 3.3 Implementasi Model ke Aplikasi Android

Tahap akhir dari penelitian ini adalah implementasi model ke dalam aplikasi Android agar dapat digunakan secara offline di lingkungan pasar tradisional. Model CNN yang telah dilatih dikonversi

ke format TensorFlow Lite (.tflite) untuk mengurangi ukuran file dan mempercepat waktu inferensi di perangkat mobile.

Aplikasi Android yang dikembangkan menggunakan Android Studio memungkinkan pengguna untuk mengambil atau mengunggah gambar daging ayam, kemudian secara otomatis menampilkan hasil klasifikasi dalam tiga kategori kesegaran. Tampilan utama aplikasi ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 8. Tampilan Awal Aplikasi Android

Gambar 9. Hasil Prediksi Klasifikasi Kesegaran

Aplikasi dapat berjalan sepenuhnya tanpa koneksi internet, sehingga sangat bermanfaat bagi pelaku usaha di pasar tradisional yang memiliki keterbatasan akses jaringan.

Dengan demikian, implementasi ini berhasil menghadirkan sistem penilaian kesegaran daging ayam yang bersifat praktis, efisien, dan adaptif terhadap kebutuhan pengguna lapangan, sekaligus menjadi bukti nyata penerapan teknologi Artificial Intelligence berbasis cloud dan mobile computing di sektor pangan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran daging ayam ke dalam tiga kategori, yaitu Segar, Masih Segar, dan Tidak Segar. Model dilatih menggunakan layanan Amazon Web Services (AWS) melalui SageMaker dengan dataset citra yang diunggah ke S3 Bucket. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi pelatihan sebesar 97,62%, akurasi validasi 73,74%, dan akurasi pengujian 96%, yang membuktikan efektivitas CNN dalam mengenali pola visual kesegaran daging ayam.

Model yang telah dikonversi ke format TensorFlow Lite berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi Android dan dapat dijalankan secara offline dengan kinerja yang efisien. Implementasi ini menunjukkan potensi besar dalam penerapan teknologi kecerdasan buatan berbasis cloud computing untuk mendukung penilaian kualitas pangan secara cepat dan objektif. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan adanya penambahan variasi dataset serta uji coba di kondisi nyata agar

sistem lebih adaptif terhadap perubahan pencahayaan dan tekstur daging di lingkungan pasar tradisional.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Islam Indragiri, Tembilahan, atas dukungan fasilitas dan sarana penelitian yang telah diberikan sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada seluruh pihak yang telah memberikan bantuan teknis maupun masukan ilmiah selama proses pelaksanaan penelitian, khususnya pada tahap pengumpulan data, pelatihan model di platform AWS, serta implementasi sistem ke dalam aplikasi Android berbasis TensorFlow Lite.

Referensi

- [1] N. A. Fauzi and Wijaya, “Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Perilaku Konsumen Dalam Pembelian Daging Ayam Broiler Di Pasar Celancang,” vol. 34, 2021.
- [2] C. H. Wibowo, S. Budi, and A. Rachma, “penyuluhan kriteria daging ayam yang sehat dan berkualitas pada kelompok ibu-ibu pkk rt 02 rw 08 kelurahan tlogosari kulon , semarang,” vol. 3, no. 1, pp. 91–98, 2021.
- [3] I. J. Liur, “Kualitas Kimia dan Mikrobiologis Daging Ayam Broiler Pada Pasar Tradisional Kota Ambon,” vol. 3, no. 2, pp. 59–66, 2020.
- [4] E. Suswati, S. Supangat, A. W. Lutfadaturroifa, and D. R. Pratama, “Deteksi Bakteri Patogen pada Daging Ayam Broiler sebagai Skrining Foodborne Diseases di Kabupaten Jember Detection of Pathogen Bacteria in Broiler Chicken Meat as,” vol. 42, no. 3, 2024, doi: 10.22146/jsv.86084.
- [5] A. Rizaldi, E. Zelpina, and K. Oktarina, “Cemaran Coliform Dan Total Plate Count Pada Daging Ayam Broiler: Studi Kasus Di Pasar Tradisional Kabupaten Barito Timur,” *J. Sains Dan Teknol. Peternak.*, vol. 4, no. 1, pp. 28–33, 2022, doi: 10.31605/jstp.v4i1.2085.
- [6] A. Martono, T. R. C. Widya, and I. Permatasari, “Pengembangan Model Penilaian Kualitas Produk Dengan Pendekatan Multikriteria Berbasis Website,” *Cices*, vol. 9, no. 2, pp. 237–246, 2023, doi: 10.33050/sensi.v9i2.2917.
- [7] M. Muthmainnah, M. Khaira, R. P. Phonna, and V. Ilhadi, “Penerapan Model Decision Dalam Dalam Penilaian Penilaian Kinerja Dengan Model Saw,” *Sisfo J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, p. 37, 2022, doi: 10.29103/sisfo.v6i1.7963.
- [8] A. Ikram *et al.*, “Applications of artificial intelligence (AI) in managing food quality and ensuring global food security,” *CyTA - J. Food*, vol. 22, no. 1, 2024, doi: 10.1080/19476337.2024.2393287.
- [9] R. Z. Ramadhan, “Analisis Dampak Penerapan Teknologi AI pada Pengambilan Keputusan Strategis dalam Sistem Informasi Manajemen,” vol. 2, no. 1, pp. 161–168, 2024.
- [10] S. Sacadibrata, T. Rahman, S. Anggai, and U. Pamulang, “Perbandingan Convolutional Neural Network dan Vision Transformer Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tomat,” vol. 3, no. 1, pp. 27–40, 2025.
- [11] L. Maramis, I. Nurtanio, and H. Zainuddin, “Classification of Dairy and Non-Dairy Cattle Using the Convolutional Neural Network Algorithm Klasifikasi Sapi Perah dan Non-Perah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” vol. 5, no. April, pp. 664–674, 2025.
- [12] M. Mukhiddinov, A. Muminov, and J. Cho, “Improved Classification Approach for Fruits and Vegetables Freshness Based on Deep Learning,” *Sensors*, vol. 22, no. 21, p. 8192, 2022, doi: 10.3390/s22218192.
- [13] J. Gu *et al.*, “Recent Advances in Convolutional Neural Networks,” *Pattern Recognit.*, vol. 77, pp. 354–377, 2018, doi: 10.1016/j.patcog.2017.10.013.
- [14] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet Classification With Deep Convolutional Neural Networks,” *Commun. ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, 2017, doi:

- 10.1145/3065386.
- [15] J. Lubura *et al.*, “Food Recognition and Food Waste Estimation Using Convolutional Neural Network,” *Electronics*, vol. 11, no. 22, p. 3746, 2022, doi: 10.3390/electronics11223746.
- [16] I. Kandel, M. Castelli, and A. Popović, “Musculoskeletal Images Classification for Detection of Fractures Using Transfer Learning,” *J. Imaging*, vol. 6, no. 11, p. 127, 2020, doi: 10.3390/jimaging6110127.
- [17] F. A. A. Harahap, A. N. Nafisa, E. N. D. B. Purba, and N. A. Putri, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model Mobilenetv2 Dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary Dan Meningioma,” *J. Teknol. Inf. Komput. Dan Apl. (Jtika)*, vol. 5, no. 1, pp. 53–61, 2023, doi: 10.29303/jtika.v5i1.234.
- [18] I. J. Thira, D. Riana, A. N. Ilhami, B. R. S. Dwinanda, and H. Choerunisya, “Pengenalan Alfabet Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Algoritm.*, vol. 20, no. 2, pp. 421–432, 2023, doi: 10.33364/algoritma/v.20-2.1480.
- [19] A. C. Kurniawan and F. Amalia, “Implementasi Teknologi Cloud Computing untuk E-Learning berbasis Website dengan Framework Laravel (Studi Kasus : MAN 9 Jombang),” vol. 4, no. 11, pp. 3833–3844, 2020.
- [20] W. Zhang *et al.*, “Comparative Analysis of XGB, CNN, and ResNet Models for Predicting Moisture Content in Porphyra Yezoensis Using Near-Infrared Spectroscopy,” *Foods*, vol. 13, no. 19, p. 3023, 2024, doi: 10.3390/foods13193023.
- [21] N. Schneider, K. Sohrabi, H. Schneider, K. Zimmer, P. Fischer, and J. d. Laffolie, “Machine Learning Classification of Inflammatory Bowel Disease in Children Based on a Large Real-World Pediatric Cohort CEDATA-GPGE® Registry,” *Front. Med.*, vol. 8, 2021, doi: 10.3389/fmed.2021.666190.
- [22] A. S. Rusdianto, A. E. Wiyono, and N. Tavika, “Penentuan Tingkat Kesegaran Daging Ayam Menggunakan Label Pintar Berbasis Ekstrak Antosianin Ubi Jalar Ungu,” *J. Agroindustri*, vol. 11, no. 1, pp. 11–22, 2021, doi: 10.31186/j.agroindustri.11.1.11-22.
- [23] N. Tanwar and A. V Turukmane, “Modified MobileNetV2 transfer learning model to detect road potholes,” 2025, doi: 10.7717/peerj-cs.2519.
- [24] M. R. Syahputra, R. Muharar, F. Arnia, J. Teknik, F. Teknik, and U. S. Kuala, “Adaptasi Model CNN Terlatih pada Aplikasi Bergerak untuk Klasifikasi Citra Termal Payudara,” vol. 18, no. 3, pp. 185–192, 2022, doi: 10.17529/jre.v18i3.8754.
- [25] F. Nuraisyah, “Penyelidikan KLB Keracunan Makanan Di Desa Banjaroyo Kabupaten Kulon Progo,” *Media Kesehat. Masy. Indones.*, vol. 15, no. 4, p. 418, 2020, doi: 10.30597/mkmi.v15i4.8428.