



## PENGEMBANGAN SISTEM KLASIFIKASI CITRA DAGING SAPI DAN DAGING BABI BERBASIS WEB MENGGUNAKAN DENSENET-121

Siti Nurviatika<sup>1)</sup>, Ivana Lucia Kharisma<sup>2)</sup>, Nugraha<sup>3)</sup>

<sup>1,3</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nusa Putra

Corresponding Author: [siti.nurviatika\\_ti22@nusaputra.ac.id](mailto:siti.nurviatika_ti22@nusaputra.ac.id)

### Article Info

#### Article history:

Received: Jun 11, 2026

Revised: Jun 19, 2026

Accepted: Jun 23, 2026

Published Jun 25, 2026

#### Keywords:

Image classification

Beef

Pork

CNN

DenseNet-121

Streamlit

### ABSTRACT

The circulation of beef and pork products that are difficult to distinguish visually can create challenges for consumers, making an automated meat identification system necessary. This study aims to develop an image classification model for beef and pork using the Convolutional Neural Network (CNN) method with the DenseNet-121 architecture and to implement it in a Streamlit-based web application. The dataset used in this study consists of 6,000 images, comprising 3,000 beef images and 3,000 pork images collected from two different dataset sources. The dataset underwent several preprocessing stages, including resizing, contrast enhancement, normalization, and data augmentation, and was subsequently divided into training, validation, and testing sets with a ratio of 70:15:15. The results show that the DenseNet-121 model is capable of classifying beef and pork images with excellent performance. Based on the evaluation using a confusion matrix and classification report, the model achieved an accuracy of 97.89%, with high precision, recall, and F1-score values for both classes. The trained model was then deployed in a web application that allows users to perform classification through image uploads or direct image capture using a camera. Based on these findings, it can be concluded that the DenseNet-121 architecture is capable of classifying beef and pork images with high accuracy and has the potential to be utilized as a practical tool for meat type identification.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara dengan jumlah penduduk muslim terbesar di dunia yang mencapai 244.712.757 orang dari total populasi 281.279.031 jiwa, atau sekitar 87% dari seluruh penduduk [1]. Kondisi tersebut menyebabkan kebutuhan masyarakat terhadap produk pangan yang terjamin kehalalannya menjadi sangat tinggi. Oleh karena itu, informasi mengenai kehalalan pangan menjadi aspek penting yang harus diperhatikan dalam seluruh rantai produksi pangan, mulai dari bahan baku, proses pengolahan, penyimpanan, distribusi, hingga produk sampai kepada konsumen [2]. Produk pangan berbahan dasar daging menjadi salah satu komoditas yang berkaitan erat dengan penentuan status kehalalan karena melibatkan proses penyembelihan hewan, pengolahan, serta distribusi produk sesuai dengan ketentuan syariat Islam [3].

Daging sapi merupakan salah satu komoditas peternakan dengan nilai ekonomi yang tinggi serta menjadi sumber protein hewani yang penting bagi masyarakat karena mengandung berbagai zat gizi

seperti protein, mineral, dan vitamin yang dibutuhkan tubuh [4],[5]. Konsumsi daging sapi di Indonesia menunjukkan tren peningkatan dalam beberapa tahun terakhir. Berdasarkan data, konsumsi daging sapi per kapita mencapai sekitar 2,44 kg/kapita/tahun pada 2023, dan meningkat menjadi sekitar 2,70 kg/kapita/tahun pada 2024, mencerminkan kenaikan sekitar 10,57% [6]. Tingginya permintaan daging sapi, baik dalam bentuk daging segar maupun produk olahan seperti bakso, sosis, abon, nugget, dan makanan siap saji yang banyak dijual di restoran, hotel, dan usaha kuliner, mencerminkan peningkatan konsumsi daging sapi di Indonesia [7],[8]. Kapasitas produksi daging sapi dalam negeri masih belum sepenuhnya mampu memenuhi kebutuhan konsumsi nasional sehingga pasokan daging sapi masih didukung oleh impor sapi hidup maupun daging sapi beku. Ketidakseimbangan antara produksi dan kebutuhan konsumsi tersebut menyebabkan ketergantungan terhadap impor masih cukup tinggi dan turut mempengaruhi stabilitas harga daging sapi di pasar [6].

Tingginya harga daging sapi serta besarnya jumlah konsumen meningkatkan potensi terjadinya praktik kecurangan pangan, seperti pemalsuan atau pencampuran daging sapi dengan jenis daging lain yang memiliki harga lebih murah [9]. Praktik adulterasi daging dapat terjadi di berbagai tahapan rantai pasokan, mulai dari peternakan dan produksi, distribusi oleh pedagang, hingga produk olahan yang dijual di pasar atau tempat usaha kuliner [10]. Penelitian menunjukkan bahwa praktik adulterasi pada produk olahan daging terjadi di pasaran. Hasil penelitian terhadap berbagai sampel produk olahan daging menunjukkan adanya cemaran DNA babi pada 25% sampel bakso dan 12,5% sampel kuah daging, berdasarkan analisis menggunakan metode *Quantitative Polymerase Chain Reaction* (qPCR) [11]. Temuan ini menegaskan bahwa pencampuran daging sapi dengan daging babi masih berpotensi terjadi pada produk pangan berbahan dasar daging yang beredar di masyarakat.

Selain hasil penelitian laboratorium, beberapa kasus pemalsuan daging juga pernah terjadi di berbagai daerah di Indonesia. Seperti diberitakan oleh Liputan6, terungkap modus penjualan daging babi yang dipasarkan seolah-olah sebagai daging sapi di Lampung dengan harga lebih murah, terutama pada bulan Ramadan untuk menarik minat pembeli [12]. Selain itu, kasus serupa juga terjadi di Tangerang yang diberitakan oleh Kompas.com, di mana pedagang mencampurkan daging sapi dan babi untuk mengelabui konsumen menjelang Idul Fitri dengan menawarkan harga yang lebih rendah [13]. Permasalahan tersebut tidak hanya merugikan konsumen secara finansial akibat ketidaksesuaian produk yang dibeli, tetapi juga menimbulkan kekhawatiran bagi masyarakat yang memiliki ketentuan agama tertentu, khususnya umat Muslim dalam mengonsumsi produk pangan. Dalam ajaran Islam, konsumsi daging babi merupakan hal yang diharamkan sebagaimana dijelaskan dalam Al-Qur'an Surah Al-Baqarah ayat 173.

Daging sapi dan daging babi memiliki beberapa perbedaan karakteristik yang dapat diamati secara visual maupun non-visual. Secara visual, daging sapi umumnya berwarna merah tua hingga merah maroon dengan serat yang tebal, padat, dan tekstur lebih empuk, serta lemak berwarna putih atau kekuningan yang mudah dipisahkan. Sedangkan daging babi cenderung berwarna merah muda pucat hingga hampir putih, dengan serat lebih halus, tekstur lebih lembut, dan lemak berwarna krem atau putih tulang yang cenderung menyatu. Selain itu, daging sapi dan daging babi juga memiliki ciri non-visual, termasuk aroma khas, perubahan tekstur setelah dimasak, serta komposisi nutrisi seperti protein, lemak, zat besi, dan vitamin B1, yang dapat membantu membedakan kedua jenis daging [14]. Perbedaan visual antara

daging sapi dan daging babi ditunjukkan pada Gambar 1.1 berikut:



Gambar 1. 1 Perbedaan Daging Sapi & Daging Babi

Untuk memastikan keaslian jenis daging, berbagai metode konvensional telah diterapkan, antara lain *Quantitative Polymerase Chain Reaction* (qPCR) untuk mendeteksi DNA spesies tertentu pada produk daging olahan [15], *Enzyme-Linked Immunosorbent Assay* (ELISA) untuk mengidentifikasi protein spesifik, serta teknik kromatografi dan spektroskopi untuk menganalisis komposisi kimia daging [16]. Meskipun metode-metode tersebut memiliki akurasi tinggi dalam mendeteksi adulterasi daging, penerapannya di lapangan masih terbatas karena bersifat destruktif, memakan waktu, memerlukan prosedur laboratorium yang kompleks, dan bergantung pada tenaga ahli serta peralatan khusus, sehingga kurang praktis untuk identifikasi cepat pada produk daging olahan atau campuran [17]. Oleh karena itu, dalam proses identifikasi daging yang beredar di pasaran diperlukan pendekatan yang lebih praktis dan efisien, salah satunya dengan memanfaatkan bantuan teknologi berbasis pengolahan citra [18].

Seiring dengan perkembangan teknologi, bidang *Artificial Intelligence* (AI), khususnya *Deep Learning*, menawarkan solusi dalam pengolahan dan klasifikasi citra digital. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dirancang untuk mengenali pola visual secara otomatis melalui mekanisme konvolusi berlapis [19]. Seiring perkembangannya, berbagai arsitektur CNN telah dikembangkan untuk meningkatkan performa model, salah satunya adalah *DenseNet-121* yang menerapkan konsep koneksi antar layer secara langsung (*dense connectivity*). Struktur ini memungkinkan terjadinya pemanfaatan ulang fitur (*feature reuse*) serta meningkatkan efisiensi parameter sehingga performa model menjadi lebih optimal. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penerapan *DenseNet-121* pada klasifikasi citra mampu mencapai tingkat akurasi di atas 98% pada data pengujian [20]. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *DenseNet-121* memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali karakteristik visual suatu objek.

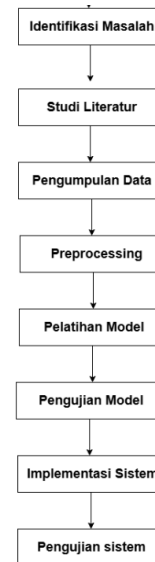
Beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk membedakan daging sapi dan daging babi menggunakan berbagai arsitektur *deep learning*. Arsitektur *AlexNet* memperoleh nilai akurasi sebesar 86% pada citra augmentasi dan 80% pada citra non-augmentasi [21]. Penggunaan arsitektur *EfficientNet-B6* berbasis Android menghasilkan akurasi sebesar 66,7% [22]. Sedangkan arsitektur *ResNet-50* dengan teknik augmentasi citra memperoleh rata-rata akurasi sebesar 87,64% [23]. Penelitian lainnya juga menerapkan arsitektur *EfficientNet-B6* menunjukkan peningkatan performa dengan akurasi tertinggi mencapai 92,00% [24]. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur dan strategi augmentasi data berpengaruh secara signifikan terhadap performa klasifikasi citra daging.

Di sisi lain, arsitektur *DenseNet-121* juga telah diterapkan pada berbagai permasalahan klasifikasi citra dan menunjukkan performa yang tinggi. Pada klasifikasi penyakit tanaman padi, *DenseNet-121* mampu mencapai akurasi sebesar 99,17% dengan augmentasi data [25]. Selanjutnya, pada klasifikasi tingkat kematangan buah mangga, model ini memperoleh akurasi sebesar 99,73% pada citra augmentasi dan 95,95% pada citra non-augmentasi [26]. Selain itu, pada klasifikasi penyakit daun jagung, arsitektur ini menghasilkan akurasi sebesar 93,48% [27]. Tingginya performa tersebut menunjukkan bahwa *DenseNet-121* memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang kuat melalui mekanisme *dense connectivity*. Meskipun beberapa arsitektur CNN telah digunakan untuk klasifikasi daging sapi dan daging babi, penelitian yang secara khusus mengevaluasi performa *DenseNet-121* pada klasifikasi citra kedua jenis daging tersebut masih relatif terbatas, terutama yang mengimplementasikannya dalam sistem yang dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk menguji kemampuan *DenseNet-121* dalam mengidentifikasi perbedaan karakteristik visual antara daging sapi dan daging babi.

Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan merupakan dataset publik yang terdiri dari 6.000 citra, yaitu 3.000 citra daging sapi dan 3.000 citra daging babi, yang memiliki perbedaan karakteristik visual seperti warna dan tekstur. Data kemudian melalui tahap *preprocessing* berupa *contrast enhancement*, *resizing*, normalisasi, dan augmentasi data citra sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Model klasifikasi yang dihasilkan selanjutnya diuji untuk mengetahui performa klasifikasi menggunakan *confusion matrix*. Selain itu, model yang telah dilatih akan diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web responsif yang menyediakan fitur pengambilan gambar melalui kamera maupun pemiliha citra dari galeri untuk melakukan identifikasi jenis daging secara otomatis.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode kuantitatif. Pendekatan ini digunakan karena penelitian berfokus pada pengukuran kinerja model dalam mengklasifikasikan citra berdasarkan data yang tersedia. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengukur tingkat performa model *deep learning* dalam mengidentifikasi jenis daging, yaitu daging sapi dan daging babi, berdasarkan citra digital. Tahapan metode penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada gambar 2.1 berikut:



Gambar 2. 1 Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 2.1, tahapan penelitian dimulai dari proses identifikasi masalah yang bertujuan untuk menentukan fokus penelitian. Selanjutnya dilakukan studi literatur guna memperoleh referensi yang relevan sebagai dasar teori. Tahap berikutnya adalah pengumpulan data yang akan digunakan dalam penelitian, kemudian dilanjutkan dengan *preprocessing* untuk mempersiapkan data agar siap diolah. Setelah itu dilakukan pelatihan model, yang kemudian dievaluasi pada tahap pengujian model untuk mengetahui performanya. Tahapan selanjutnya adalah implementasi sistem berdasarkan model yang telah dikembangkan, dan diakhiri dengan pengujian sistem untuk memastikan sistem berjalan sesuai dengan tujuan penelitian hingga mencapai tahap selesai.

### 2.1 Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah merupakan tahap awal dalam penelitian yang bertujuan untuk menentukan permasalahan yang akan diteliti. Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap permasalahan yang terjadi terkait kesulitan dalam membedakan jenis daging sapi dan daging babi secara visual. Perbedaan karakteristik antara kedua jenis daging tersebut, seperti warna dan tekstur, seringkali sulit dikenali secara akurat, terutama oleh masyarakat umum.

Selain itu, berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, klasifikasi citra daging umumnya masih berfokus pada pengembangan model tanpa diikuti dengan implementasi ke dalam sistem yang dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Hal ini menyebabkan hasil penelitian belum sepenuhnya memberikan manfaat praktis dalam kehidupan sehari-hari. Oleh karena itu, diperlukan suatu solusi berbasis teknologi yang tidak hanya mampu melakukan klasifikasi citra secara akurat, tetapi juga dapat diimplementasikan dalam bentuk sistem yang mudah diakses. Dalam penelitian ini, solusi tersebut diwujudkan dengan membangun model klasifikasi menggunakan arsitektur *DenseNet-121* yang diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web, sehingga dapat digunakan oleh pengguna untuk mengidentifikasi jenis daging melalui citra yang diunggah.

## 2.2 Studi Literatur

Studi literatur pada penelitian ini dilakukan untuk mengumpulkan referensi yang relevan sebagai dasar dalam mendukung pelaksanaan penelitian. Referensi yang digunakan meliputi jurnal ilmiah dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi citra, pengolahan citra digital, dan metode *deep learning*.

Tahap ini bertujuan untuk memahami metode yang akan digunakan, mengetahui perkembangan penelitian sebelumnya, serta menjadi acuan dalam menentukan pendekatan yang sesuai dengan permasalahan yang diteliti. Studi literatur juga digunakan sebagai dasar dalam perancangan sistem dan pemilihan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *DenseNet-121*. Hasil dari studi literatur ini menjadi landasan dalam menentukan langkah-langkah penelitian sehingga proses yang dilakukan dapat berjalan secara terarah dan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan.

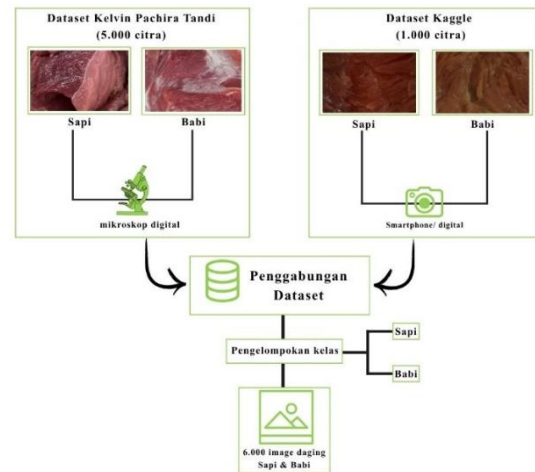
## 2.3 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra digital dari dua jenis daging, yaitu daging sapi dan daging babi. Data tersebut merupakan data sekunder yang diperoleh dari dua sumber dataset, yaitu dataset yang dipublikasikan oleh Kelvin Pachira Tandi [28] dan dataset yang diperoleh dari Kaggle [29].

Dataset dari Kelvin Pachira Tandi terdiri atas citra daging sapi dan daging babi yang diambil menggunakan mikroskop digital dengan pembesaran 150x sehingga menghasilkan detail tekstur yang jelas dan dapat digunakan dalam proses klasifikasi citra. Data citra yang digunakan mencakup daging babi bagian paha serta daging sapi bagian tenderloin (has dalam), sirloin (has luar), dan chuck (paha depan) [28]. Sementara itu, dataset dari Kaggle digunakan sebagai data tambahan untuk memperkaya variasi citra yang digunakan dalam penelitian.

Dataset yang digunakan berjumlah total 6.000 citra dengan format file *.jpg*, yang terdiri atas 3.000 citra

daging sapi dan 3.000 citra daging babi. Seluruh citra dikelompokkan ke dalam dua kelas, yaitu kelas sapi dan babi, yang digunakan sebagai label dalam proses klasifikasi. Proses pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan menggabungkan dataset dari kedua sumber, kemudian mengelompokkan citra berdasarkan kelasnya. Alur pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.2 berikut:





Gambar 2. 2 Proses Pembuatan Dataset

Berdasarkan Gambar 2.2, dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dua sumber, yaitu dataset Kelvin Pachira Tandi yang berjumlah 5.000 citra, terdiri atas 2.500 citra daging sapi dan 2.500 citra daging babi, serta dataset Kaggle yang berjumlah 1.000 citra, terdiri atas 500 citra daging sapi dan 500 citra daging babi. Kedua dataset tersebut kemudian digabungkan dan dikelompokkan ke dalam dua kelas, yaitu kelas sapi dan kelas babi. Hasil penggabungan menghasilkan total 6.000 citra yang selanjutnya digunakan pada tahap pelatihan model. Contoh dataset yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Contoh Dataset yang Digunakan

No	Gambar	Label	Keterangan
1.		Babi	<b>Tekstur:</b> Halus dengan serat rapat <b>Warna:</b> Merah muda pucat
2.		Babi	<b>Tekstur:</b> Halus dengan lipatan jelas <b>Warna:</b> Merah muda pucat, area

			putih ke abu-abuan.
3.		Sapi	<b>Tekstur:</b> Padat dengan serat tebal. <b>Warna:</b> Merah muda tua.
4.		Sapi	<b>Tekstur:</b> Padat dengan serat jelas. <b>Warna:</b> Merah maroon.

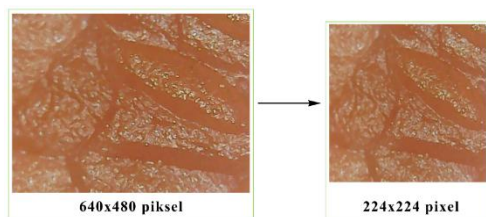
Berdasarkan Tabel 2.1, dataset yang digunakan terdiri dari citra daging sapi dan daging babi yang telah diberi label sesuai dengan kelasnya masing-masing. Pemberian label ini bertujuan untuk memudahkan model dalam mempelajari perbedaan karakteristik antara kedua jenis daging sehingga dapat menghasilkan klasifikasi yang akurat.

## 2.4 Preprocessing

Pada penelitian ini, *preprocessing* bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra serta menyesuaikan format data agar sesuai dengan kebutuhan model *DenseNet-121*. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi proses *resizing*, *contrast enhancement*, normalisasi data dan augmentasi data.

### 2.4.1 Resizing

Proses *resizing* dilakukan untuk menyesuaikan ukuran citra agar sesuai dengan kebutuhan input model. Pada penelitian ini, seluruh citra diubah ukurannya menjadi  $224 \times 224$  piksel untuk menyesuaikan dengan ukuran input standar pada arsitektur *DenseNet-121* yang digunakan, khususnya pada model *pre-trained* berbasis *ImageNet*. Proses ini menggunakan metode *Lanczos interpolation*, yaitu teknik interpolasi yang memanfaatkan nilai piksel di sekitar suatu titik untuk menentukan nilai piksel baru dengan bobot tertentu. Dengan mempertimbangkan kontribusi piksel-piksel di sekitarnya, metode ini mampu menghasilkan citra yang lebih halus serta tetap mempertahankan detail dan ketajaman meskipun ukuran citra diubah. Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai proses *resizing* yang dilakukan, contoh hasil perubahan ukuran citra dapat dilihat pada Gambar 2.3 berikut:



Gambar 2.3 Proses *resizing* citra yang berukuran  $640 \times 480$  piksel menjadi  $224 \times 224$  piksel

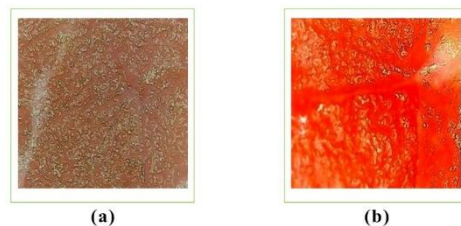
Berdasarkan Gambar 2.3, terlihat bahwa citra dengan ukuran awal  $640 \times 480$  piksel diubah menjadi  $224 \times 224$  piksel melalui proses *resizing*. Meskipun terjadi perubahan dimensi yang cukup signifikan, informasi visual utama seperti pola tekstur dan distribusi warna pada citra tetap dapat dipertahankan dengan baik. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan metode *Lanczos interpolation* mampu menjaga kualitas citra sehingga tetap representatif untuk digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi [30], [31].

### 2.4.2 Contrast Enhancement

Proses *contrast enhancement* digunakan untuk meningkatkan kualitas visual citra [32]. Dengan tujuan memperjelas perbedaan intensitas warna dan mempertegas tekstur pada citra, sehingga informasi visual yang terkandung di dalamnya dapat lebih mudah dikenali. Pada penelitian ini, proses *contrast enhancement* dilakukan menggunakan *Python Image Library* (PIL) dengan menetapkan nilai konstanta kontras (C) sebesar 2,0. Untuk menentukan tingkat penguatan kontras, digunakan *contrast correction factor* (F) yang dihitung berdasarkan Persamaan (1) berikut:

$$F = \frac{259(C + 255)}{255(259 - C)} \quad (1)$$

Nilai F yang diperoleh selanjutnya digunakan untuk menyesuaikan nilai intensitas pada setiap kanal warna, yaitu *red* (R), *green* (G), dan *blue* (B). Untuk memberikan gambaran hasil dari proses yang dilakukan, contoh citra setelah penerapan *contrast enhancement* ditampilkan pada Gambar 2.4 berikut:



Gambar 2.4 (a) citra sebelum proses *contrast enhancement* (b) citra setelah proses *contrast enhancement*

Berdasarkan Gambar 2.4, citra yang telah melalui proses *contrast enhancement* terlihat memiliki perbedaan warna dan tekstur yang lebih jelas dibandingkan citra sebelumnya. Hal ini membantu dalam menonjolkan karakteristik visual objek sehingga lebih mudah dikenali. Dengan kualitas citra yang lebih baik, proses ekstraksi fitur pada arsitektur *DenseNet-121* dapat berlangsung lebih efektif, terutama dalam mengidentifikasi perbedaan pola tekstur dan distribusi warna pada citra daging.

### 2.4.3 Normalisasi Data

Proses normalisasi data dilakukan untuk menyesuaikan skala nilai piksel agar berada pada rentang yang lebih kecil dan seragam. Pada penelitian ini, normalisasi dilakukan dengan metode *rescaling* menggunakan nilai  $1 / 255$  yang mengubah rentang nilai piksel dari 0–255 menjadi 0–1. Proses ini diterapkan setelah tahap *resizing* dan *contrast enhancement* sebelum data digunakan dalam proses pelatihan model *DenseNet-121*.

### 2.4.4 Augmentasi Data

Pada penelitian ini, augmentasi data digunakan untuk menambah variasi pada data latih (*training data*) melalui transformasi seperti rotasi, *zoom*, pergeseran (*shift*), *flipping* horizontal, serta *brightness adjustment*, dan *channel shift* tanpa mengubah label asli. Proses ini dilakukan setelah tahap *resizing*, *contrast enhancement*, dan normalisasi data agar citra memiliki ukuran yang seragam dan kualitas visual yang lebih baik. Augmentasi hanya diterapkan pada data latih dan tidak pada data uji (*testing data*) untuk menjaga objektivitas evaluasi model. Dengan adanya variasi data tersebut, model diharapkan mampu mengenali pola citra dengan lebih baik serta meningkatkan performa klasifikasi.

## 2.5 Pelatihan Model

Pada penelitian ini, model klasifikasi citra dibangun menggunakan arsitektur *DenseNet-121* dengan memanfaatkan model *pre-trained* berbasis ImageNet untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur. Lapisan akhir (*fully connected layer*) disesuaikan untuk klasifikasi dua kelas, yaitu daging sapi dan daging babi, dengan fungsi aktivasi *softmax* pada lapisan output. Data citra yang digunakan berformat JPG, kemudian melalui tahap *preprocessing* yang meliputi *resizing* menjadi  $224 \times 224$  piksel, *contrast enhancement*, normalisasi data, serta augmentasi data untuk meningkatkan variasi data latih.

Pembagian data pada penelitian ini dilakukan dengan rasio 70:15:15, yaitu 70% data latih (*training*), 15% data validasi (*validation*), dan 15% data uji (*testing*). Data latih digunakan untuk melatih model, data validasi digunakan untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0,001 dan 0,0001, *batch size* 32, serta variasi *epoch* sebanyak 10 dan 30. Proses pelatihan dilakukan dengan memantau nilai *loss* dan akurasi pada data latih serta data validasi di setiap *epoch*. Setelah proses pelatihan selesai, model terbaik kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kinerja akhir model. Hasil dari penelitian ini berupa sistem berbasis web yang mampu mengklasifikasikan citra daging secara otomatis ke dalam kategori daging sapi atau daging babi.

## 2.6 Pengujian Model

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap model klasifikasi yang telah dilatih menggunakan arsitektur *DenseNet-121*. Pengujian model bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra daging sapi dan daging babi berdasarkan pola tekstur dan warna yang terdapat pada citra. Proses pengujian dilakukan dengan menggunakan data uji yang tidak digunakan pada saat proses pelatihan, sehingga hasil evaluasi yang diperoleh dapat merepresentasikan performa model secara objektif.

Pengujian model dilakukan dengan memasukkan citra uji ke dalam model yang telah dilatih, kemudian model akan menghasilkan prediksi kelas berupa daging sapi atau daging babi. Hasil prediksi tersebut selanjutnya dibandingkan dengan label sebenarnya menggunakan metode *confusion matrix*. Pengukuran performa model pada *confusion matrix* dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil dari tahap ini menjadi dasar untuk menentukan apakah model yang dibangun telah memiliki kinerja yang cukup baik untuk diimplementasikan ke dalam sistem.

## 2.7 Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan tahap akhir dalam penelitian ini yang bertujuan untuk menerapkan model klasifikasi citra yang telah dilatih ke dalam sebuah aplikasi yang dapat digunakan oleh pengguna. Pada tahap ini, model CNN dengan arsitektur *DenseNet-121* diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Streamlit*. Sistem yang dibangun memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra daging melalui kamera atau galeri, kemudian sistem akan memproses citra tersebut dan menampilkan hasil klasifikasi.

### 2.7.1 Implementasi Model dengan *Streamlit*

Implementasi dilakukan dengan memanfaatkan *Streamlit* sebagai media antarmuka untuk menghubungkan pengguna dengan model yang telah dilatih. Model yang sebelumnya telah disimpan akan dimuat ke dalam sistem, kemudian digunakan untuk melakukan prediksi terhadap citra yang diunggah oleh pengguna.

Alur proses sistem dimulai ketika pengguna mengakses aplikasi dan mengunggah gambar. Citra yang diterima akan melalui tahap *preprocessing* berupa penyesuaian ukuran dan normalisasi, kemudian diproses oleh model CNN *DenseNet-121* untuk menghasilkan prediksi. Hasil klasifikasi berupa jenis daging akan ditampilkan pada halaman aplikasi. Alur proses sistem dapat dilihat pada Gambar 2.5 berikut



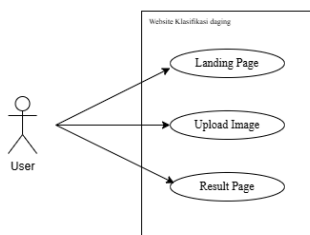
Gambar 2. 5 Pengembangan Sistem

Berdasarkan Gambar 2.5, proses sistem dimulai ketika pengguna membuka aplikasi dan mengunggah citra daging melalui fitur yang tersedia. Citra yang diunggah kemudian diproses melalui tahap *preprocessing* untuk menyesuaikan ukuran dan format input sesuai dengan kebutuhan model. Selanjutnya, citra akan diklasifikasikan menggunakan model CNN dengan arsitektur *DenseNet-121* yang telah dilatih sebelumnya. Hasil klasifikasi yang diperoleh berupa jenis daging, yaitu daging sapi atau daging babi, kemudian ditampilkan kepada pengguna melalui antarmuka aplikasi. Alur ini menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan proses klasifikasi secara otomatis dan memberikan hasil secara langsung kepada pengguna.

Untuk memberikan gambaran yang lebih terstruktur mengenai interaksi antara pengguna dan sistem yang dibangun, maka digunakan pemodelan sistem dengan *Unified Modeling Language (UML)*. Pemodelan ini bertujuan untuk menjelaskan bagaimana pengguna berinteraksi dengan sistem serta menggambarkan alur aktivitas yang terjadi selama proses klasifikasi citra berlangsung. Diagram UML yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *Use case diagram* dan *Activity diagram*.

#### A. Use Case Diagram

*Use case diagram* digunakan untuk menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem klasifikasi citra yang dibangun. Diagram ini menunjukkan fungsi-fungsi utama yang dapat dilakukan oleh pengguna serta hubungan antara pengguna dan sistem. Interaksi antara pengguna dengan sistem dalam proses klasifikasi citra dapat dilihat pada use case diagram yang ditunjukkan pada Gambar 2.6 berikut:



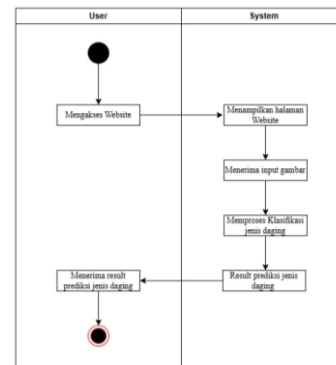
Gambar 2. 6 Use Case Diagram

Berdasarkan Gambar 2.6, pengguna berperan sebagai aktor utama yang berinteraksi langsung

dengan sistem. Aktivitas utama yang dapat dilakukan oleh pengguna meliputi mengunggah citra (*upload image*) dan melihat hasil klasifikasi (*result page*). Setelah citra diunggah, sistem akan memproses citra tersebut dan menampilkan hasil klasifikasi kepada pengguna berupa hasil klasifikasi citra daging.

#### B. Activity Diagram

*Activity diagram* digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas atau proses yang terjadi dalam sistem secara lebih rinci. Diagram ini menunjukkan urutan langkah-langkah yang dilakukan mulai dari pengguna hingga sistem menghasilkan output. Alur aktivitas sistem dalam proses klasifikasi citra dapat dilihat pada *activity diagram* yang ditunjukkan pada Gambar 2.7 berikut:



Gambar 2. 7 Activity Diagram

Berawal ketika pengguna mengakses aplikasi dan sistem menampilkan halaman website. Selanjutnya, pengguna mengunggah citra melalui fitur yang tersedia. Sistem kemudian menerima input gambar dan melakukan proses klasifikasi jenis daging menggunakan model yang telah dilatih. Setelah proses klasifikasi selesai, sistem menampilkan hasil prediksi kepada pengguna melalui antarmuka aplikasi. Diagram ini menggambarkan alur proses secara sistematis dari awal hingga akhir.

#### 2.7.2 Alat Pendukung

Perangkat pendukung yang digunakan dalam penelitian ini meliputi perangkat keras dan perangkat lunak yang disajikan pada Tabel 2.2 dan Tabel 2.3 berikut:

Tabel 2. 2 Kebutuhan Perangkat Keras (*Hardware*)

Perangkat Keras	Spesifikasi
Laptop	Lenovo M41-80
Prosesor	Intel Core i5-6200U @ 2.30 GH
RAM	8 GB
GPU	Intel HD Graphics 520
Penyimpanan	SSD 256 GB

Berdasarkan Tabel 2.2, perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini berupa laptop dengan spesifikasi prosesor Intel Core i5, RAM 8 GB, dan GPU Intel HD Graphics 520. Spesifikasi tersebut dinilai cukup untuk menjalankan proses pengolahan

citra dan pelatihan model dengan kompleksitas menengah.

Tabel 2. 3 Kebutuhan Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat Lunak	Spesifikasi
Sistem Operasi	Windows 10 Pro 64-bit
Bahasa Pemrograman	Python 3.11.7
Code Editor	Google Colab, Visual Studio Code (VSC)
Framework	Streamlit

Berdasarkan Tabel 2.3, perangkat lunak yang digunakan meliputi sistem operasi Windows 10, bahasa pemrograman Python, serta framework Streamlit. Pemilihan perangkat lunak ini didasarkan pada kemudahan penggunaan, dukungan library yang lengkap, serta kompatibilitas dengan kebutuhan pengembangan sistem berbasis machine learning.

### 2.7.3 Perancangan Antarmuka (*User Interface*)

Perancangan antarmuka pada sistem klasifikasi citra daging dibuat dengan tampilan yang sederhana dan mudah digunakan oleh pengguna. Antarmuka dirancang untuk mendukung proses klasifikasi citra mulai dari pengunggahan gambar hingga menampilkan hasil prediksi. Rancangan antarmuka sistem terdiri dari halaman utama (*landing page*), halaman input gambar, dan halaman hasil klasifikasi.

## 2.8 Pengujian Sistem

Metode pengujian yang digunakan adalah *black box testing*. Pengujian dilakukan terhadap fitur utama sistem, mulai dari proses input citra hingga sistem menghasilkan output berupa hasil klasifikasi. Melalui pengujian ini, dapat diketahui apakah sistem telah mampu merespons setiap masukan dengan benar serta menghasilkan keluaran yang sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Skenario pengujian disusun untuk memastikan bahwa sistem dapat berjalan sesuai dengan fungsinya. Skenario pengujian yang digunakan pada sistem dapat dilihat pada Tabel 2.4 berikut:

Tabel 2. 4 Skenario pengujian

Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Input	Output
Upload Citra	Mengunggah file citra valid	File gambar (jpg/png/jpeg)	Citra berhasil ditampilkan di sistem
Upload Citra	Mengunggah file citra selain daging sapi atau daging babi	File gambar selain daging sapi atau daging babi	Sistem tetap menampilkan hasil klasifikasi berupa daging sapi atau daging babi

Kamera	Mengambil citra menggunakan kamera perangkat	Foto hasil pengambilan kamera	Citra berhasil ditampilkan di sistem
Proses Klasifikasi	Melakukan klasifikasi citra	Citra yang telah diunggah atau diambil dari kamera	Sistem menampilkan hasil klasifikasi
Tampilan Hasil Klasifikasi	Menampilkan hasil prediksi	Output dari model	Label klasifikasi ditampilkan dengan benar
Tampilan Nilai Confidence	Menampilkan tingkat keyakinan prediksi	Output probabilitas model	Nilai confidence ditampilkan dalam bentuk persentase yang sesuai dengan hasil prediksi model
Tombol Analisis	Tombol analisis hanya muncul setelah citra tersedia	Belum ada citra yang diunggah atau diambil	Tombol analisis tidak ditampilkan
Tombol Analisis	Menekan tombol analisis setelah citra tersedia	Citra yang telah diunggah atau diambil	Sistem menjalankan proses klasifikasi dan menampilkan hasil

Berdasarkan Tabel 2.4, skenario pengujian mencakup berbagai kondisi yang mewakili penggunaan sistem secara umum, mulai dari proses input citra melalui unggah file maupun kamera, proses klasifikasi, tampilan hasil prediksi dan nilai confidence, hingga penanganan kondisi kesalahan. Skenario tersebut disusun untuk memastikan bahwa setiap fungsi dalam sistem dapat diuji secara menyeluruh.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset sekunder yang telah dikumpulkan selanjutnya digunakan dalam proses penelitian untuk membangun dan menguji model klasifikasi citra.



Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 6.000 citra.

Selanjutnya, dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih (*training*), data validasi (*validation*), dan data uji (*testing*) dengan perbandingan 70:15:15. Pembagian ini bertujuan untuk melatih model, melakukan evaluasi selama proses pelatihan, serta menguji performa akhir model terhadap data yang belum pernah digunakan sebelumnya, dengan rincian pembagian dataset disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Jumlah Dataset

Kelas	Jumlah Data		
	Data Latih (Training)	Data Validasi (Validation)	Data Uji (Testing)
Daging Sapi	2.100	450	450
Daging Babi	2.100	450	450
<b>Total</b>		<b>6.000</b>	

Berdasarkan Tabel 3.1, dataset yang digunakan memiliki distribusi yang seimbang antara kedua kelas pada setiap subset data. Hal ini bertujuan untuk mencegah bias model terhadap salah satu kelas selama proses pelatihan, sehingga model diharapkan mampu menghasilkan performa klasifikasi yang optimal.

### 3.1 Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk menyesuaikan data citra sebelum digunakan pada proses pelatihan model *DenseNet-121*. Tahap yang dilakukan meliputi *resizing*, *contrast enhancement*, normalisasi data, dan *augmentasi* data.

#### 3.1.1 Resizing

Proses ini dilakukan untuk menyeragamkan ukuran citra menjadi  $224 \times 224$  piksel agar sesuai dengan input model *DenseNet-121*. Dengan menggunakan parameter  $target\_size=(224,224)$  dengan metode *interpolasi Lanczos* ( $interpolation='lanczos'$ ). Metode tersebut digunakan untuk mempertahankan kualitas citra saat ukuran gambar diubah.

#### 3.1.2 Contrast Enhancement

Proses ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas visual citra dengan memperjelas perbedaan intensitas warna dan tekstur pada citra daging, dengan menetapkan nilai kontras sebesar  $C = 2.0$ . Selanjutnya, intensitas warna pada setiap piksel disesuaikan menggunakan *contrast correction factor* sehingga perbedaan warna pada citra menjadi lebih jelas. Setelah proses peningkatan kontras selesai, nilai piksel dibatasi pada rentang 0–255 agar tetap valid sebagai citra digital.

#### 3.1.3 Normalisasi Data

Proses ini dilakukan untuk mengubah rentang nilai piksel citra dari 0–255 menjadi 0–1 sehingga proses pelatihan model menjadi lebih stabil. Dengan menggunakan  $rescale=1./255$ , sehingga seluruh nilai

piksel dibagi dengan 255. Proses ini menghasilkan rentang nilai piksel antara 0 hingga 1 sebelum citra digunakan pada proses pelatihan model.

#### 3.1.4 Augmentasi Data

Augmentasi data diterapkan pada data latih (*training data*) untuk meningkatkan variasi citra sehingga model dapat mengenali objek pada berbagai kondisi. Proses augmentasi dilakukan menggunakan *ImageDataGenerator* pada Keras yang memungkinkan penerapan berbagai teknik perubahan citra selama proses pelatihan berlangsung tanpa mengubah data asli pada dataset[33]. Augmentasi data dilakukan dengan menerapkan beberapa teknik sebagai berikut:

- Rotasi menggunakan  $rotation\_range=30$ , sehingga citra dapat diputar hingga 30 derajat.
- Zoom menggunakan  $zoom\_range=0.2$ , untuk menghasilkan variasi ukuran objek pada citra.
- Pergeseran Posisi (*Shift*) menggunakan  $width\_shift\_range=0.1$  dan  $height\_shift\_range=0.1$ , sehingga citra dapat bergeser secara horizontal maupun vertikal sebesar 10% dari ukuran citra.
- Horizontal flip* menggunakan  $horizontal\_flip=True$  untuk membalikan citra secara horizontal.
- Brightness Adjustment* menggunakan  $brightness\_range=[0.7, 1.3]$  untuk menghasilkan variasi tingkat pencahayaan citra.
- Channel Shift* menggunakan  $channel\_shift\_range=15.0$  untuk mengubah intensitas warna dan kanal RGB.

### 3.2 Pelatihan Model

Pada tahap ini, penulis membangun model menggunakan arsitektur *DenseNet-121* dengan metode *transfer learning*. Model menggunakan bobot awal dari *ImageNet* ( $weights='imagenet'$ ) dan ukuran input citra sebesar  $224 \times 224 \times 3$  dimana angka 3 menunjukkan *channel* warna RGB pada citra. Pada proses pemodelan, bagian *fully connected layer* bawaan *DenseNet-121* tidak digunakan ( $include\_top=False$ ), kemudian ditambahkan layer tambahan berupa *GlobalAveragePooling2D*, layer *Dense* dengan 128 *neuron* menggunakan fungsi aktivasi *ReLU*, layer *Dropout* sebesar 0.5, dan layer *output* menggunakan fungsi aktivasi *softmax* dengan 2 kelas keluaran yaitu kelas sapi dan babi.

Seluruh layer pada *DenseNet-121* dibekukan (*freeze layer*) sehingga bobot awal model tidak mengalami perubahan selama proses pelatihan. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan *optimizer Adam* dengan fungsi loss *categorical\_crossentropy* dan metrik evaluasi *accuracy*. Parameter pelatihan model yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.2 berikut:

Tabel 3. 2 Parameter Pelatihan

No	Parameter	Nilai
1.	Optimizer	Adam
2.	Fungsi Aktivasi	Softmax
3.	Loss Function	Categorical Crossentropy
4.	Learning Rate	0.0001 dan 0.001
5.	Epoch	10 dan 30
6.	Batch Size	32

Pada Tabel 3.2, penelitian ini dilakukan pengujian menggunakan dua nilai *learning rate*, yaitu 0.001 dan 0.0001, dengan variasi *epoch* sebanyak 10 dan 30 *epoch*. Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh *learning rate* dan jumlah *epoch* terhadap performa model dalam melakukan klasifikasi citra daging sapi dan babi. Hasil pengujian *learning rate* dan jumlah *epoch* ditunjukkan pada Tabel 3.3 berikut:

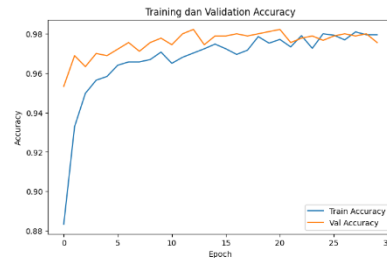
Tabel 3. 3 Hasil Pengujian Variasi Learning Rate dan Epoch

No	Learning Rate	Epoch	Test Accuracy	Test Loss
1.	0.001	10	97.22%	0.0657
2.	0.001	30	97.89%	0.0607
3.	0.0001	10	97.67%	0.0761
4.	0.0001	30	97.44%	0.0629

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3.3, seluruh kombinasi *learning rate* dan *epoch* menghasilkan performa yang sangat baik dengan *test accuracy* di atas 97%. Namun, nilai *test accuracy* dan *test loss* yang dihasilkan berbeda pada setiap kombinasi parameter sehingga menunjukkan tingkat kemampuan model yang berbeda dalam melakukan klasifikasi. Pada penggunaan *learning rate* 0.001 dengan 10 *epoch*, model menghasilkan *test accuracy* sebesar 97.22% dan *test loss* sebesar 0.0657. Ketika jumlah *epoch* ditingkatkan menjadi 30, performa model mengalami peningkatan dengan *test accuracy* sebesar 97.89% dan *test loss* sebesar 0.0607. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penambahan jumlah *epoch* mampu membantu model mempelajari pola data dengan lebih baik sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih optimal.

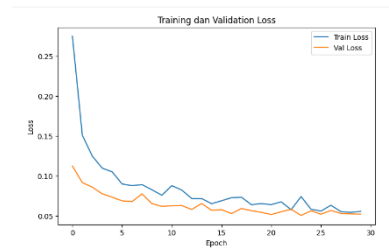
Sementara itu, penggunaan *learning rate* 0.0001 dengan 10 *epoch* menghasilkan *test accuracy* sebesar 97.67% dan *test loss* sebesar 0.0761. Pada 30 *epoch*, model memperoleh *test accuracy* sebesar 97.44% dengan *test loss* sebesar 0.0629. Meskipun menghasilkan performa yang cukup baik, nilai *test accuracy* yang diperoleh masih lebih rendah dibandingkan penggunaan *learning rate* 0.001 dengan 30 *epoch*. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, kombinasi *learning rate* 0.001 dengan 30 *epoch* menghasilkan performa terbaik dengan *test accuracy* sebesar 97.89% dan *test loss* sebesar 0.0607. Nilai

*accuracy* yang lebih tinggi serta *loss* yang lebih rendah menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih baik dibandingkan kombinasi parameter lainnya. Oleh karena itu, model dengan *learning rate* 0.001 dan 30 *epoch* dipilih sebagai model terbaik dan digunakan pada tahap pengujian serta evaluasi model selanjutnya, dengan visualisasi hasil pelatihan berupa grafik *training accuracy* dan *validation accuracy* serta grafik *training loss* dan *validation loss* seperti pada Gambar 3.1 dan Gambar 3.2 berikut:



Gambar 3. 1 grafik *training accuracy* dan *validation accuracy*

Berdasarkan Gambar 3.1, nilai *train accuracy* pada awal pelatihan tercatat sekitar 0,88, sedangkan nilai *validation accuracy* berada pada kisaran 0,95. Seiring bertambahnya jumlah *epoch*, nilai *train accuracy* mengalami peningkatan yang cukup signifikan hingga mencapai kisaran 0,97 pada pertengahan proses pelatihan. Pada saat yang sama, nilai *validation accuracy* juga menunjukkan peningkatan dan cenderung stabil pada rentang 0,97 hingga 0,98. Setelah memasuki *epoch* ke-20, nilai *train accuracy* dan *validation accuracy* menunjukkan pola yang relatif konsisten dan saling berdekatan hingga akhir pelatihan. Pada *epoch* ke-30, nilai *train accuracy* mencapai sekitar 0,98, sedangkan nilai *validation accuracy* berada pada kisaran 0,98. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data pelatihan dengan baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data validasi tanpa menunjukkan indikasi *overfitting*.-



Gambar 3. 2 grafik *training loss* dan *validation loss*

Berdasarkan Gambar 3.2, grafik *train loss* menunjukkan penurunan yang cukup signifikan dari awal hingga akhir proses pelatihan, yaitu dari sekitar 0,27 pada *epoch* pertama menjadi sekitar 0,05 pada

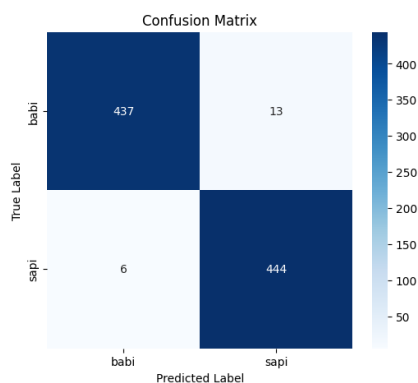
akhir pelatihan. Penurunan ini menunjukkan bahwa model semakin mampu mengurangi kesalahan prediksi pada data latih seiring bertambahnya jumlah *epoch*. Sementara itu, grafik *validation loss* juga mengalami penurunan yang relatif konsisten, dari sekitar 0,11 pada awal pelatihan hingga mencapai sekitar 0,05 pada *epoch* ke-30. Nilai *validation loss* cenderung lebih rendah dibandingkan *train loss* pada sebagian besar proses pelatihan dan tidak menunjukkan fluktuasi yang signifikan.

Berdasarkan hasil tersebut, nilai *train loss* dan *validation loss* yang terus menurun serta memiliki selisih yang relatif kecil menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik dan mempertahankan performanya pada data validasi. Selain itu, tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara kedua grafik *loss* hingga akhir pelatihan, sehingga model tidak menunjukkan indikasi *overfitting* selama proses pelatihan berlangsung.

### 3.3 Hasil Evaluasi

Setelah diperoleh model terbaik menggunakan *learning rate* 0.001 dan 30 *epoch*, tahap selanjutnya adalah melakukan evaluasi model untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra daging sapi dan babi menggunakan data uji sebanyak 900 data. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* yang terdiri dari *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

*Confusion matrix* digunakan untuk melihat jumlah prediksi benar dan prediksi salah yang dihasilkan model pada masing-masing kelas. Hasil *confusion matrix* pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.3 berikut:



Gambar 3. 3 Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 3.3, model berhasil mengklasifikasikan 437 citra daging babi dengan benar dan 444 citra daging sapi dengan benar. Selain itu, terdapat 13 citra daging babi yang salah diklasifikasikan sebagai daging sapi dan 6 citra daging sapi yang salah diklasifikasikan sebagai daging babi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model *DenseNet-121* memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan citra daging sapi dan daging babi. Jumlah prediksi benar yang jauh lebih dominan dibandingkan prediksi salah menunjukkan bahwa

model mampu mempelajari karakteristik citra dari kedua kelas dengan baik sehingga menghasilkan tingkat klasifikasi yang tinggi pada data uji.

Selain menggunakan *confusion matrix*, evaluasi model juga dilakukan menggunakan *classification report* untuk mengetahui nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* pada masing-masing kelas. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 3.4 berikut:

Tabel 3. 4 Hasil *Classification Report*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Sapi	97%	99%	98%
Babi	99%	97%	98%
<b>Accuracy</b>	<b>97.89%</b>		

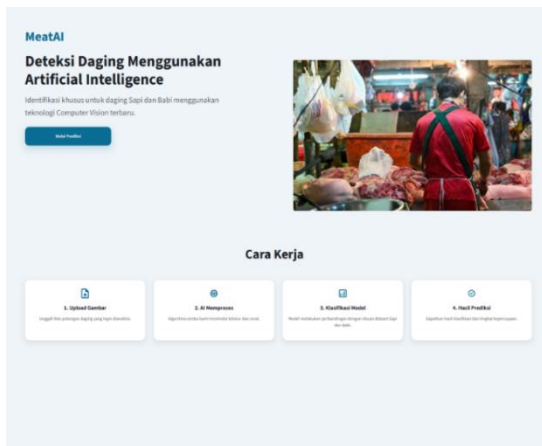
Berdasarkan Tabel 3.4, model menghasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang tinggi pada kedua kelas. Pada kelas sapi, nilai *precision* sebesar 97%, *recall* sebesar 99%, dan *f1-score* sebesar 98%. Pada kelas babi, nilai *precision* sebesar 99%, *recall* sebesar 97%, dan *f1-score* sebesar 98%. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar hasil prediksi yang diberikan model sesuai dengan kelas sebenarnya, sedangkan nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data pada masing-masing kelas dengan baik. Selain itu, nilai *f1-score* yang sama pada kedua kelas menunjukkan keseimbangan antara *precision* dan *recall* sehingga model tidak cenderung memihak salah satu kelas. Berdasarkan hasil evaluasi yang diperoleh, model *DenseNet-121* menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan citra daging sapi dan daging babi dengan nilai *accuracy* keseluruhan sebesar 97.89%.

### 3.4 Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan dengan mengintegrasikan model *klasifikasi DenseNet-121* yang telah dilatih ke dalam aplikasi berbasis web *responsif* menggunakan *framework Streamlit*. Aplikasi yang dibangun diberi nama MeatAI dan terdiri dari tiga halaman utama, yaitu *landing page*, halaman input gambar, dan halaman hasil *klasifikasi*. Untuk memudahkan akses dan penggunaan sistem, aplikasi MeatAI dideploy menggunakan layanan *Streamlit Cloud* sehingga dapat diakses secara daring melalui peramban web tanpa memerlukan instalasi tambahan.

#### 3.4.1. Halaman Utama (*Landing Page*)

*Landing Page* merupakan halaman pertama yang ditampilkan Ketika pengguna mengakses aplikasi MeatAI. Tampilan halaman ini dapat dilihat pada Gambar 3.4 berikut:

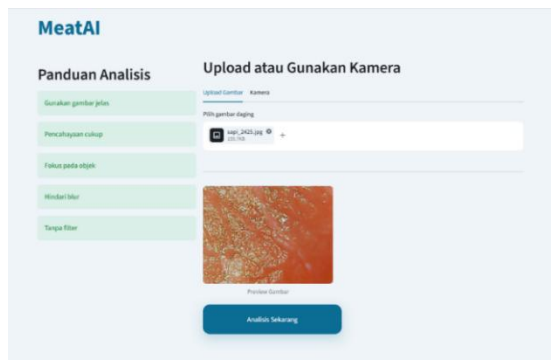


Gambar 3. 4 Halaman Utama (*Landing Page*)

Berdasarkan Gambar 3.4, halaman ini terdiri dari dua bagian utama. Bagian pertama adalah *hero section* yang menyajikan judul utama beserta deskripsi singkat aplikasi dan tombol mulai prediksi. Bagian kedua ada *section* cara kerja yang menyajikan empat tahap alur penggunaan sistem, yaitu unggah gambar, AI memproses, *klasifikasi* model, dan hasil prediksi.

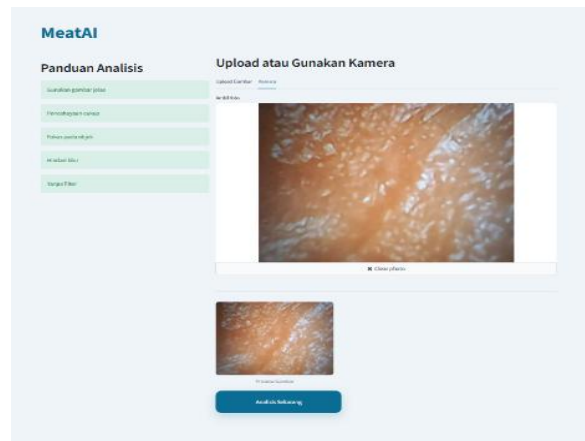
### 3.4.2. Halaman Input Gambar

Halaman ini ditampilkan ketika pengguna menekan tombol mulai prediksi pada *landing page*. Halaman ini menyediakan dua metode input citra daging, yaitu fitur *upload gambar* dan fitur kamera. Pengguna juga dapat kembali ke *landing page* dengan menekan logo MeatAI yang tersedia di bagian atas halaman. Tampilan halaman ini dapat dilihat pada Gambar 3.5 dan Gambar 3.6 berikut:



Gambar 3. 5 Halaman Upload Gambar

Berdasarkan Gambar 3.5, fitur *upload gambar* menyediakan pengunggahan file citra daging dari perangkat dengan format file yang didukung yaitu jpg, jpeg, dan png, dilengkapi dengan *preview* gambar yang ditampilkan secara otomatis setelah file berhasil diunggah. Pengguna kemudian menekan tombol analisis sekarang untuk memulai proses klasifikasi dan sistem akan berpindah ke halaman hasil klasifikasi.

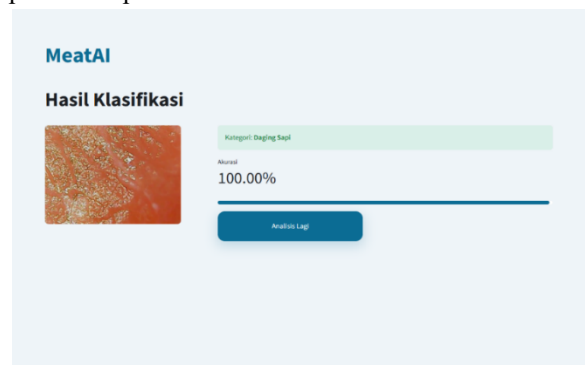


Gambar 3. 6 Halaman Upload Kamera

Berdasarkan Gambar 3.6, fitur kamera menyediakan pengambilan foto secara langsung melalui kamera perangkat. Pengguna dapat mengambil citra daging menggunakan tombol *take photo* dan *preview* gambar akan ditampilkan secara otomatis setelah foto berhasil diambil. Pengguna kemudian menekan tombol analisis sekarang untuk memulai proses klasifikasi dan sistem akan berpindah ke halaman hasil klasifikasi.

### 3.4.3. Halaman Hasil Klasifikasi

Halaman yang menampilkan *output* prediksi model setelah citra daging selesai diproses. Pengguna dapat kembali ke *landing page* dengan menekan logo MeatAI di bagian atas halaman. Tampilan halaman ini dapat dilihat pada Gambar 3.7 berikut:



Gambar 3. 7 Halaman Hasil *Klasifikasi*

Berdasarkan Gambar 3.7, halaman hasil *klasifikasi* menampilkan label kategori berupa jenis daging hasil prediksi model, yaitu daging sapi atau daging babi, disertai nilai akurasi prediksi dalam bentuk *persentase* dan *progress bar*. Terdapat pula tombol analisis lagi untuk kembali ke halaman input gambar apabila pengguna ingin melakukan *klasifikasi* pada citra daging berikutnya.

## 3.5 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *black box testing* untuk memastikan bahwa setiap fitur pada aplikasi MeatAI berjalan sesuai dengan yang diharapkan. Pengujian ini dilakukan terhadap fitur

utama sistem mulai dari proses input citra hingga sistem menghasilkan output berupa hasil klasifikasi. Hasil pengujian sistem ditunjukkan pada Tabel 3.5 berikut:

Tabel 3. 5 Hasil Pengujian *Black Box Testing*

Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Input	Output yang Diharapkan	Hasil
Upload Citra	Mengunggah file citra valid	File gambar (jpg/png/jpeg)	Citra berhasil ditampilkan di sistem	✓
Kamera	Mengambil citra menggunakan kamera perangkat	Foto hasil pengambilan kamera	Citra berhasil ditampilkan di sistem	✓
Upload Citra	Mengunggah file citra selain daging sapi atau daging babi	File gambar selain daging sapi atau daging babi	Sistem tetap menampilkan hasil klasifikasi berupa daging sapi atau daging babi	✓
Proses Klasifikasi	Melakukan klasifikasi citra	Citra yang telah diunggah atau diambil kamera	Sistem menampilkan hasil klasifikasi	✓
Tampilan Hasil Klasifikasi	Menampilkan hasil prediksi	Output dari model	Label klasifikasi ditampilkan dengan benar	✓
Tampilan Nilai Confid ence	Menampilkan tingkat keyakinan prediksi	Output probabilitas model	Nilai confidence ditampilkan dalam bentuk persentase yang sesuai dengan hasil	✓

			prediksi model	
Tombo l Analisis	Tombol analisis hanya muncul setelah citra tersedia	Belum ada citra yang diunggah atau diambil	Tombol analisis tidak ditampilkan	✓
Tombo l Analisis	Menekan tombol analisis setelah citra tersedia	Citra yang telah diunggah atau diambil	Sistem menjalankan proses klasifikasi dan menampilkan hasil prediksi beserta nilai confidence	✓

Berdasarkan Tabel 3.5, hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh skenario pengujian yang dilakukan menghasilkan keluaran (*output*) sesuai dengan yang diharapkan. Sistem mampu menerima citra melalui unggah file maupun pengambilan gambar menggunakan kamera, kemudian menampilkan citra yang berhasil dimuat sebagai masukan untuk proses klasifikasi. Selanjutnya, sistem dapat menjalankan proses klasifikasi dengan baik dan menampilkan hasil prediksi berupa label jenis daging beserta nilai confidence yang menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi tersebut. Selain itu, karena model klasifikasi dibangun menggunakan dua kelas, yaitu daging sapi dan daging babi, sistem tetap akan memberikan salah satu label kelas tersebut meskipun citra yang diunggah bukan merupakan citra daging sapi maupun daging babi. Pengujian juga menunjukkan bahwa tombol analisis hanya ditampilkan setelah citra berhasil dimuat ke dalam sistem, sehingga proses klasifikasi tidak dapat dijalankan tanpa adanya masukan citra. Dengan demikian, seluruh fitur yang diuji telah berfungsi sesuai dengan kebutuhan fungsional sistem yang telah ditetapkan.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil merancang dan membangun model klasifikasi citra daging sapi dan daging babi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *DenseNet-121*. Model yang dibangun mampu mempelajari karakteristik visual citra daging sehingga dapat digunakan untuk membedakan daging sapi dan daging babi dengan baik. Model klasifikasi

yang telah dikembangkan juga berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi web berbasis Streamlit. Aplikasi tersebut menyediakan fitur unggah gambar dan pengambilan gambar melalui kamera sehingga pengguna dapat melakukan identifikasi jenis daging secara langsung melalui antarmuka web yang mudah digunakan.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *DenseNet-121* memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan citra daging sapi dan daging babi. Berdasarkan pengujian menggunakan *confusion matrix* dan *classification report*, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 97,89% serta nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang tinggi pada kedua kelas. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi citra daging sapi dan daging babi dengan baik pada dataset yang digunakan, sehingga berpotensi untuk dimanfaatkan sebagai alat bantu identifikasi jenis daging secara praktis.

## 5. REFERENSI

- [1] Sugiyanto, "Indonesia Jadi Negara dengan Populasi Muslim Terbesar di Dunia Tahun 2025!," *inews sragen*. Accessed: Mar. 03, 2026. [Online]. Available: <https://sragen.inews.id/read/565112/indonesia-jadi-negara-dengan-populasi-muslim-terbesar-di-dunia-tahun-2025>
- [2] D. S. Rahmawati, D. M. Utami, L. S. Affandi, and G. Sakinah, "The Importance of Halal in Food for Life," 2025.
- [3] D. A. N. Produk and T. Hewan, "Identifikasi titik kritis kehalalan bahan hewani dan produk turunan hewan 1," vol. 4, pp. 51–58, 2022.
- [4] G. D. Lumawir, S. J. K. Umboh, and L. S. Kalangi, "Analisis permintaan impor daging sapi di indonesia," vol. 5, no. 2, pp. 49–57, 2023.
- [5] P. Studi *et al.*, "Kajian Analisis Konsumsi Daging Sapi dan Daging Babi Ditinjau dari Kesehatan," vol. 6, pp. 3131–3136, 2022.
- [6] P. Data, S. Informasi, P. Sekretariat, and K. Pertanian, "komoditas peternakan daging sapi PUSAT DATA DAN SISTEM INFORMASI PERTANIAN SEKRETARIAT JENDERAL KEMENTERIAN PERTANIAN TAHUN 2024," 2024.
- [7] R. Darmawan *et al.*, "Buletin konsumsi pangan 2023," 2023.
- [8] A. Tryasnandi, M. M. Multazam, D. Turgarini, and C. Ningsih, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Minat Konsumen Terhadap Daging Asap," vol. 10, no. 1, pp. 28–36, 2022, doi: 10.52352/jgi.v10i1.793.
- [9] V. Pitaloka, R. S. Nurlaela, G. Ginanjar, I. Novari, and J. Putri, "Analisis Cemarkan Dan Pemalsuan Daging Babi Terhadap Berbagai Produk Olahan Daging Sapi Dengan Metode Polimerase Chain Reaction ( PCR )," vol. 3, pp. 7218–7227, 2024.
- [10] Z. Daher *et al.*, "Meat Adulteration in the MENA and GCC Regions : A Scoping Review of Risks , Detection Technologies , and Regulatory Challenges," pp. 1–14, 2025.
- [11] S. Waluyo, J. Malau, M. Raekiansyah, E. Yulian, and I. Hardiman, "DETEKSI DAN KUANTIFIKASI CEMARAN BABI PADA SAMPEL OLAHAN DAGING MENGGUNAKAN REAL-TIME PCR," vol. 16, no. 1, pp. 46–52, 2023.
- [12] Liputan6.com, "Terbongkarnya Modus Penjualan Daging Babi Berkedok Daging Sapi di Lampung," Liputan6.com. Accessed: Mar. 03, 2026. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/regional/read/4537734/terbongkarnya-modus-penjualan-daging-babi-berkedok-daging-sapi-di-lampung>
- [13] Kompas.com, "fakta kasus daging oplos sapi dan babi di tangerang, kelabui pembeli dengan harga murah," Kompas.com. Accessed: Mar. 03, 2026. [Online]. Available: <https://megapolitan.kompas.com/read/2020/05/19/07120811/fakta-kasus-daging-oplosan-sapi-dan-babi-di-tangerang-kelabui-pembeli>
- [14] Halodoc, "Perbedaan Daging Sapi dan Babi: Cek Sebelum Beli!," halodoc.com. Accessed: Mar. 11, 2026. [Online]. Available: <https://www.halodoc.com/artikel/perbedaan-daging-sapi-dan-babi-cek-sebelum-beli>
- [15] U. Andalas, C. Majelis, and U. Indonesia, "Detection and Absolute Quantification Porcine DNA in Sausages Using Quantitative Polymerase Chain Reaction ( qPCR ) Method," pp. 5–13, 2022.
- [16] R. Ummami *et al.*, "Uji Kualitas dan Uji Cemarkan Daging Babi Pada Daging Sapi di Beberapa Pasar Tradisional di Yogyakarta Pork Detection Test And Meat Physical Quality In Some Traditional Markets From," vol. 12, no. 2, pp. 151–160, 2022, doi: 10.46549/jipvet.v12i2.277.
- [17] K. Edwards, M. Manley, L. C. Hoffman, and P. J. Williams, "Non-Destructive Spectroscopic and Imaging Techniques for the Detection of Processed Meat Fraud," pp. 1–24, 2021.
- [18] V. Technology, "Research on the

- Authenticity of Mutton Based on Machine Vision Technology,” 2022.
- [19] N. P. Sari, “Analisis Performa Algoritma CNN dalam Klasifikasi Citra Medis Berbasis Deep Learning Analysis Of CNN Algorithm In Deep Learning-Based Medical Image Classification,” vol. 2, no. 2, pp. 87–92, 2024.
- [20] S. Choirunisa, U. Mercu, and B. Yogyakarta, “KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN CITRA BUAH TOMAT MENGGUNAKAN DENSENET-121,” vol. 13, no. 3, 2025.
- [21] I. A. Dly, S. Sanjaya, L. Handayani, and F. Yanto, “Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data,” vol. 4, no. 4, pp. 1176–1185, 2023, doi: 10.47065/josh.v4i4.3702.
- [22] Y. Pangestu, S. Sanjaya, S. Agustian, and N. Safaat, “Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis Pengembangan Aplikasi Pendeteksi Daging Sapi dan Babi Menggunakan Deep Learning Arsitektur EfficientNet-B6 Berbasis Android,” vol. 7, pp. 298–303, 2025, doi: 10.37034/inf.v7i2.1195.
- [23] S. Lasniari, S. Sanjaya, F. Yanto, and M. Affandes, “Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra,” vol. 3, pp. 450–457, 2022, doi: 10.30865/json.v3i4.4167.
- [24] M. F. Martias, S. Sanjaya, L. Handayani, and F. Yanto, “Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi Menggunakan CNN Arsitektur EfficientNet-B6 dan Augmentasi Data,” vol. 4, pp. 642–653, 2023, doi: 10.30865/json.v4i4.6195.
- [25] M. Metode, C. N. N. Arsitektur, and D. A. N. A. Data, “Klasifikasi penyakit Tanaman Padi menggunakan Metode CNN arsitektur DenseNet-121 dan Augmentasi Data,” 2024.
- [26] D. Learning, D. Arsitektur, and D.-D. Augmentasi, “Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Menggunakan Pendekatan Deep Learning Dengan Arsitektur DenseNet-121 dan Augmentasi Data”.
- [27] R. Maulini, D. Sahlinal, D. Meilantika, D. Rofianto, and T. Pujiana, “Deteksi Dini Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Transfer Learning dengan Arsitektur DenseNet121,” vol. 7, pp. 559–567, 2025, doi: 10.30865/json.v7i2.9094.
- [28] Z. Febriana and D. Mellinia, “Implementasi Model CNN Dan Tensorflow Dalam Pendeteksian Jenis Daging Hewan Ternak,” vol. 9, no. 1, pp. 54–61, 2022.
- [29] B. D. Akhiril Anwar Harahap, “datasetdagingsapioplosan,” Kaggle. Accessed: Jun. 17, 2026. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/akhirilanwar/datasetdagingsapioplosan>
- [30] O. Rukundo, “Normalized Weighting Schemes for Image Interpolation Algorithms,” 2023.
- [31] S. Fazilov, O. Yusupov, E. Eshonqulov, K. Abdieva, and Z. Malikov, “YUV Color Model-Based Adaptive Pansharpening with Lanczos Interpolation and Spectral Weights,” pp. 1–23, 2025.
- [32] M. R-cnn *et al.*, “Impact of Image Enhancement Using Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization ( CLAHE ), Anisotropic Diffusion , and Histogram Equalization on Spine X-Ray Segmentation with,” pp. 1–22, 2025.
- [33] TensorFlow, “tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator,” tensorflow.org. Accessed: May 22, 2026. [Online]. Available: [https://www.tensorflow.org/api\\_docs/python/tf/keras/preprocessing/image/ImageDataGenerator](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/preprocessing/image/ImageDataGenerator)