

# Optimasi Algoritma Convolution Neural Network Untuk Klasifikasi Tingkat Kesegaran Daging Sapi

*by* Muhammad Fikri

---

**Submission date:** 12-Dec-2023 08:28AM (UTC+0300)

**Submission ID:** 2256517126

**File name:** Template\_Jurnal\_Tekinkom\_Article\_Charisa.docx (564.67K)

**Word count:** 2540

**Character count:** 15796

# OPTIMASI PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTION NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI TINGKAT KESEGRAN DAGING SAPI

8

Charisa Nur Sahera<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo  
email: charisanur21@gmail.com

## Abstract

The growing demand for beef in Indonesia has resulted requiring beef in Indonesia increasing significantly every year. However, domestic beef production still cannot meet this need. So it requires beef imports which results in an increase in beef prices. With this condition, traders are reluctant to suffer losses, several fraudulent acts arise, like combining freshly source beef with non-fresh beef. To address this issue, a system is required to serve as a guide for classifying the freshness level of beef. By using deep learning, one of the deep learning methods that is widely used for image processing is Convolution Neural Network (CNN). In CNN, images are converted into a model that has the ability to identify beef freshness classes. From this research, the best model was obtained with an accuracy of 98.50% on training data and test data, a loss value of 0.0353 with route, epoch, label encoder and Adam optimizer learning to maintain the parameters in the model.

**Keywords:** Beef, Convolution Neural Network, freshness, classification

## 1. PENDAHULUAN

Saat ini, daging sapi telah menjadi salah satu bahan makanan yang populer di kalangan banyak orang. Daging ini tidak hanya menjadi pilihan utama dalam makanan, tetapi juga diminati karena kandungan gizi lengkapnya, mencakup air, protein, lemak, kalsium, dan berbagai vitamin yang memberikan banyak manfaat bagi kesehatan manusia[1]. Kebutuhan daging di Indonesia terus meningkat seiring pertumbuhan penduduk. Pada tahun 2022, kebutuhan daging sapi mencapai 2,57 kg per tahun per orang, dengan total penduduk 278,69 juta. Produksi daging sapi dalam negeri juga meningkat, namun belum mencukupi kebutuhan, menyebabkan peningkatan harga konsumen setiap tahunnya, dari Rp.113.550 per Kg pada tahun 2016 menjadi Rp.120.423 per Kg pada tahun 2020. (Direktorat Jendral Peternakan dan kesehatan Hewan Kementerian Pertanian, 2021).

Peningkatan harga ini sangat berdampak untuk konsumen atau penjual daging sapi. Biaya produksi sapi local yang mahal adalah salah satu factor kenaikan harga daging sapi di pasaran[2].

Ini menyebabkan pedagang daging enggan menghadapi kerugian. Oleh karena seiring dengan itu, beberapa praktik curang muncul dengan mencampurkan daging sapi segar dengan daging sapi yang sudah tidak segar. Karena daging sapi yang tidak segar dijual dengan tarif yang lebih terjangkau dibandingkan dengan daging sapi segar. Hal ini sangat berbahaya bagi kesehatan karena sebelum daging sapi turun ke tangan konsumen melewati banyak proses mulai dari proses pemotongan, hingga pendistribusian nya.

Memerlukan waktu, dikarenakan daging sapi menjadi tempat yang ideal bagi pertumbuhan jamur dan bakteri[3]. Perkembangan bakteri dan jamur sangat terkait dengan suhu. Untuk menentukan kesegaran daging sapi masyarakat masih menggunakan cara tradisional hal ini bersifat subjektif karena tidak adanya acuan yang pasti[4]. Karena pengetahuan dan ketelitian seseorang dalam memilih daging sapi pasti berbeda. Terutama untuk masyarakat yang masih awam hal ini tentu akan menjadi sulit untuk

3

memilih daging yang segar dan memiliki kualitas baik[5].

Pada era dimana teknologi terus berkembang, pemrosesan gambar bisa dikerjakan dengan memanfaatkan deep learning[6]. Oleh karena itu sangat diperlukan sebuah system deep learning yang memiliki kinerja yang lebih baik dari machine learning yang bisa digunakan untuk menjadi acuan dalam memilih daging sapi yang segar dan berkualitas baik. Menggunakan algoritma Convolution Neural Network[7]. CNN memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola-pola kompleks dalam data gambar melalui proses konvolusi, pooling, dan pengenalan fitur, juga dengan memasukkan optimizer ADAM, kinerja yang optimal dan penyelesaian masalah melalui pemeliharaan parameter yang diberikan dapat dicapai dengan cepat[8]. Beberapa studi sebelumnya telah menerapkan Convolution Neural Network(CNN).

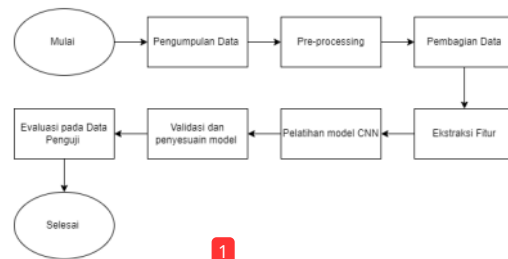
Salah satu contohnya adalah penelitian yang menggunakan CNN untuk mengklasifikasi tumor otak dengan resolusi tinggi dan menggunakan arsitektur ResNet50, mencapai tingkat akurasi sebesar 98.14%[9]. Studi lainnya, yang melibatkan klasifikasi gambar daging sapi dan daging babi dengan mengekstrak fitur dan menggunakan CNN, berhasil mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 95.17%.

Penelitian selanjutnya menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur ResNet-50 untuk mengklasifikasi citra daging sapi dan babi, dan dalam penelitian ini mencapai akurasi sebesar 97.83%. Dengan adanya beberapa penelitian yang menggunakan metode CNN, dapat disimpulkan bahwa metode ini menunjukkan kinerja yang lebih baik.

Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan sebuah model klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi melalui penerapan Algoritma Convolution Neural Network Untuk Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi yang menggunakan dataset berupa gambar. Yang diharapkan bisa memiliki nilai akhir yang cukup tinggi sehingga model ini bisa digunakan oleh

para pemangku kepentingan terkait untuk mengambil sebuah keputusan.

## 2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Penelitian.

Gambar 1 menggambarkan langkah-langkah penelitian yang dimulai dengan mengumpulkan data berupa gambar daging yang telah diberi label sebagai kelas segar dan kelas tidak segar. Kemudian, data dibagi untuk memungkinkan pelatihan model menggunakan data yang sudah terbagi. Lalu dilakukan preprocessing untuk mempersiapkan citra sebelum digunakan dalam pelatihan model. Setelah itu dilakukan ekstraksi fitur yang melibatkan operasi konvolusi pada pixel. Tahap selanjutnya model akan dilatih untuk dapat melakukan klasifikasi kondisi daging sapi. Setelah melalui proses pelatihan model, langkah berikutnya adalah melakukan evaluasi terhadap model tersebut guna mengukur sejauh mana tingkat akurasi prediksinya terhadap data citra daging sapi

### A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data terbuka dan data pribadi. Untuk data pribadi diperoleh dengan cara mengambil sampel daging sapi dari distributor lalu mengambil citra gambarnya dengan kamera. Sedangkan untuk data terbuka bersumber dari Kaggle. Yang terdiri dari dua kelas utama: daging sapi segar dan daging sapi tidak segar.

### B. Pre-processing

Pre-processing citra menggunakan LabelEncoder yang digunakan untuk mengubah kategori-kategori menjadi representasi

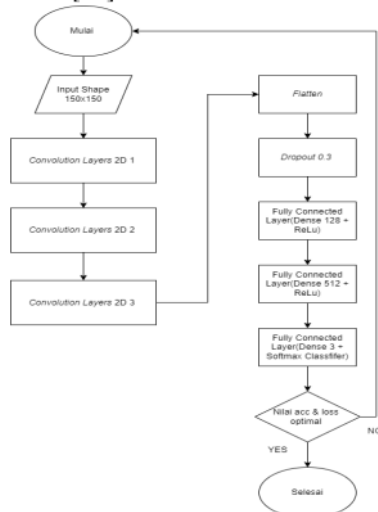
numerik[10]. Awal mula kategori adalah “segar” dan “tidak segar”. Serta menggunakan library cv2 untuk melakukan manipulasi citra, digunakan untuk mengubah warna dari BGR ke RGB dan *resize* mengubah ukuran citra yang diharapkan oleh CNN[11].

### C. Pembagian Data

Pada penelitian ini, data dikelompokkan menggunakan Metode Validasi Pemisahan. Metode ini memisahkan data menjadi dua bagian dengan proporsi yang diinginkan[12]. Terdiri dari dua jenis data, yaitu data latih dan data uji. Dalam penelitian ini, pembagian data yang diujikan mencakup 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji, serta 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.

### D. Ekstraksi Fitur

Perhitungan pada Convolution Neural Networks (CNN) dalam deep learning melibatkan operasi konvolusi pada pixel atau elemen matriks gambar. Citra gambar yang digunakan untuk pelatihan model kali ini merupakan citra dengan warna RGB. CNN menggunakan kernel atau filter untuk melakukan operasi konvolusi pada matriks pixel gambar. Kernel adalah matriks kecil yang bergerak menyusuri gambar untuk mendeteksi pola atau fitur khusus[13].



Gambar 2. Flowchart Ekstraksi Fitur CNN

Berdasarkan gambar 2 Flowchart Ekstraksi fitur CNN yang telah dibuat mengimplementasikan 3 proses konvolusi dan 3 proses pooling atau down sampling untuk ekstraksi fitur pada citra daging sapi pada konvolusi awal, digunakan filter sebanyak 35 dengan kernel berukuran 3x3, dan fungsi aktivasi yang diterapkan adalah ReLU, yang mempercepat proses training model adalah dengan mengubah nilai negatif menjadi nol. Berikutnya, dilakukan proses pooling untuk menjaga agar ukuran spasi input tidak mengalami penurunan yang signifikan pada setiap tahap, sehingga, informasi gambar tetap terjaga dan tetap dapat dimanfaatkan dalam langkah berikutnya. Pada lapisan ini, dilakukan max pooling menggunakan kernel berukuran 2x2, dengan mengambil nilai maksimum dari area secara acak. Proses ini menghasilkan gambar baru. Pada tahap konvolusi kedua, jumlah filter yang digunakan lebih banyak dibandingkan dengan konvolusi pertama, yaitu sebanyak 64, karena mengalami penurunan pada lapisan kedua, maka diperlukan sejumlah besar filter untuk mengekstraksi informasi citra. Selanjutnya, kita tetap menggunakan fungsi aktivasi ReLU, serta mempertahankan ukuran kernel dan max pooling yang identik dengan konvolusi pertama. Proses konvolusi ketiga sama seperti proses konvolusi kedua menggunakan filter sebanyak 64 dan kernel 3x3 dan menggunakan aktivasi ReLU. Langkah berikutnya adalah melakukan flattening dan dropout. Layer *flattening* mengonversi hasil polling dari feature maps menjadi sebuah array yang akan digunakan pada layer fully-connected untuk melakukan klasifikasi gambar. Dropout layer memiliki tujuan untuk mencegah terjadinya overfitting, dengan demikian dapat meningkatkan kecepatan proses pelatihan pada model. Dense layer digunakan untuk menambahkan lapisan pada proses koneksi penuh (fully-connected), dan dense pertama memiliki 64 unit.

Penggunaan layer-layer dengan fungsi aktivasi ReLU, dan penggunaan fungsi aktivasi softmax pada layer dense ketiga, menghasilkan

kinerja yang lebih unggul dan memudahkan proses klasifikasi dengan lebih dari dua kelas.

#### E. Pelatihan Model CNN

Pada proses training model CNN akan dilatih untuk mengidentifikasi suatu objek khusus dan menciptakan sebuah model dari training yang sudah dilakukan. Testing adalah langkah untuk menguji model yang diperoleh dari tahap pelatihan[14].



Gambar 3. Fresh



Gambar 4. Spoiled

Gambar 3 menunjukkan sampel daging kurang segar sedangkan gambar nomer 4 menunjukkan sampel daging segar, dilihat secara kasat mata daging sapi yang kurang segar cenderung memiliki warna yang pucat dan gelap. Daging sapi yang segar bewarna merah mudah

#### F. Validasi dan Penyesuaian Model

Setelah setiap epoch atau iterasi, model dievaluasi pada data validasi untuk memonitor kinerja dan mencegah overfitting. Dengan informasi ini, model dapat disesuaikan atau dilatih lebih lanjut

#### G. Evaluasi Pada Data Pengujian

Evaluasi dilakukan dengan cara menghitung tingkat ketepatan model CNN dalam melakukan pengelompokan gambar, dengan cara melakukan pengujian nilai akurasi[15]. Untuk melihat tingkat keakuratan model Ketika mengklasifikasikan tingkat kesegaran daging sapi, akurasi dapat diuji pada berbagai tahap perhitungan epoch dan data yang telah dipecah. Tingkat keakuratan dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \times 100\% \quad (1)$$

Keterangan :

TP = True Positive

TN = True Negative

FP = False Positive

FN = False Negative

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, digunakan Bahasa pemrograman Python., dengan menjalankannya di Google Collab yang terintegrasi dengan Google Drive dan sumber data mencakup dataset dari Kaggle serta data pribadi yang diperoleh melalui penggunaan data sekunder dari citra daging yang terpantau. Output dari pengumpulan data kemudian diproses dengan melakukan preprocessing data dengan menggunakan library cv2 untuk melakukan resize dataset perkelas dan mengubah skema.

Warna citra dari BGR(Blue-Green-Red) menjadi RGB(Red-Green-Blue). Pada OpenCV, representasi warna default adalah BGR sementara banyak kerangka kerja machine learning dan tampilan citra umumnya menggunakan skema warna RGB. Setelah dilakukan tahap preprocessing data langkah berikutnya adalah membagi data menjadi data latih dan data uji menggunakan metode split validation dengan perbandingan data latih sebesar 70% dan data uji 30%, serta data latih sebesar 80% dan data uji 20%.

Tahap selanjutnya akan dilakukan ekstraksi fitur yang akan digunakan untuk melatih model CNN, proses berikutnya melibatkan pengujian akurasi dengan variasi nilai epoch pada arsitektur CNN yang telah dibuat, dengan penambahan pengoptimal Adam, Bersama dengan variasi data yang digunakan. Kombinasinya mencakup nilai epoch 3,6, dan 10, dengan penggunaan batch sebesar 25.

Tabel 1. Hasil Akurasi dan Loss

Data Latih	Data Uji	Epoch	Loss	Akurasi(%)
70%	30%	3	<b>0.1388</b>	93.67%
		6	<b>0.0785</b>	96.67%
		10	<b>0.1060</b>	98.33%
80%	20%	3	<b>0.0481</b>	95.00%
		6	<b>0.0766</b>	96.00%
		10	0.0352	98.50%

Dari table yang disajikan, dapat disimpulkan secara umum, kombinasi pemisahan data dan jumlah epoch yang optimal menghasilkan tingkat

akurasi paling tinggi dan tingkat kerugian rendah pada model dengan 10 epoch dan pembagian data 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, mencapai akurasi sebesar 98.50%.

```
Epoch 1/10
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/keras/src/backend.py:5729: UserWarning: "sparse_categorical_crossentropy" received "from_logits" from "logits = ops_26(151)
25/25 [.....] - 40s 25/step - loss: 0.4111 - accuracy: 0.7563 - val_loss: 0.4024 - val_accuracy: 0.8080

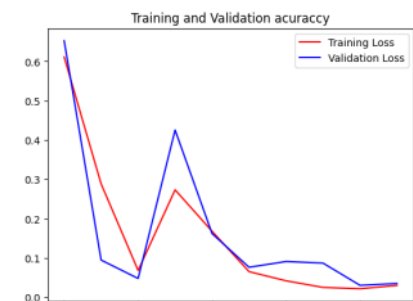
Epoch 10/10
25/25 [.....] - 36s 10/step - loss: 0.0386 - accuracy: 0.9850 - val_loss: 0.0353 - val_accuracy: 0.9850
```

Gambar 5. Nilai Akurasi Loss Terbaik

Grafik yang menunjukkan hasil pengujian model dapat ditemukan pada ilustrasi yang terdapat pada Gambar 6 dan 7. Grafik ini juga digunakan sebagai pembandingan untuk memilih model terbaik dari sejumlah model yang telah dijalani proses pelatihan.



Gambar 6. Grafik Akurasi pada Training dan Validasi

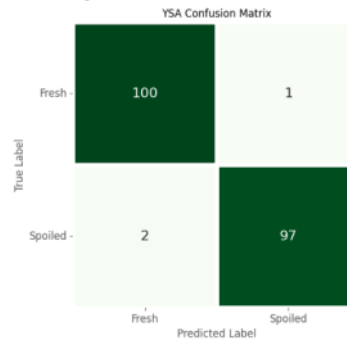


Gambar 7. Grafik Loss pada Training dan Validasi

Dilihat dari gambar 6 grafik akurasi sempat turun drastis pada epoch ketiga setelah epoch keempat akurasi mulai stabil dan mengalami kenaikan. Pada gambar 7 grafik loss

juga sempat mengalami kenaikan pada epoch ke 3 setelah itu grafik loss semakin menurun hingga epoch terakhir.

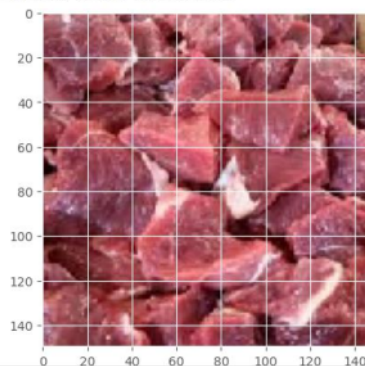
Selanjutnya dilakukan evaluasi model menggunakan Confusion Matrix yang menunjukkan nilai, True Positive, True Negatif, False Positive dan False Negatif yang disajikan dalam bentuk gambar.



Gambar 8. Confusion Matrix

Pada gambar 8 diperoleh true positive 100, false positive 1, false negative 2, dan true negative 97. Confusion matrix memberikan informasi rinci tentang kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi dengan label yang sebenarnya. Pada CNN, hal ini dapat membantu dalam mengukur seberapa baik model dapat mengklasifikasikan berbagai kelas objek pada gambar.

```
Saving daging segar.jpg to daging segar (1).jpg
1/1 [.....] - 0s 30ms/step
Rentang hasil prediksi:
Nilai Minimum: 0.08851255
Nilai Maksimum: 0.975243
daging segar (1).jpg
This Image belongs to class Fresh
```



Gambar 9. Klasifikasi Citra Daging

Pada penelitian ini model bisa membaca citra dari luar dataset dan bisa mengklasifikasikan citra tersebut termasuk kedalam kelas *fresh* atau *spoiled*.

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil kajian dan diskusi tentang penerapan Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) dalam klasifikasi tingkat kesegaran pada gambar daging sapi, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode klasifikasi menggunakan CNN, dengan penggunaan optimizer ADAM, menunjukkan kemampuan yang sangat efektif dalam mengidentifikasi dan mengelompokkan tingkat kesegaran pada gambar daging sapi. Hasil terbaik diperoleh dengan menentukan parameter optimal, mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 98,50% pada model dengan jumlah epoch 10 dan nilai learning rate sebesar 0,001. Model ini dapat diimplementasikan dalam berbagai bentuk aplikasi atau solusi lainnya yang dapat memberikan dukungan kepada para pemangku kepentingan lalu diinisialisasikan menjadi numerik [1 0 1 0 1]

Salah satu tugas umum dalam preprocessing adalah mengonversi data kategorikal atau teks menjadi bentuk yang dapat digunakan model

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. N. Rahmad and F. S. Pribadi, "Edu Komputika Journal," *Edu Komputika J.*, vol. 5, no. 1, pp. 33–43, 2018.
- [2] A. Aulia, "Faktor–Faktor yang Mempengaruhi Harga Daging Sapi di Kota Banda Aceh." UIN AR-RANIRY, 2021.
- [3] E. Soesetyaningsih and A. Azizah, "Akurasi perhitungan bakteri pada daging sapi menggunakan metode hitung cawan," *Berk. sainstek*, vol. 8, no. 3, pp. 75–79, 2020.
- [4] A. Baiq Annisa Sulistia, "PENGARUH LAMA PENYIMPANAN DALAM FREEZER TERHADAP SIFAT FISIK DAN JUMLAH BAKTERI PADA DAGING SAPI BALI JANTAN." Universitas Mataram, 2023.
- [5] T. Yulianti, M. Telaumbanua, H. D. Septama, and H. Fitriawan, "The Effect Of Image Feature Selection On The Local Beef," *J. Tek. Pertan. Lampung*, vol. 10, no. 1, pp. 85–95, 2021, [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/350403799\\_PENGARUH\\_SELEKSI\\_FITUR\\_CITRA\\_TERHADAP\\_KLASIFIKASI\\_TINGKAT\\_KESEGERAN\\_DAGING\\_SAPI\\_LOKAL/fulltext/605ded28458515e83472c824/PENGARUH-SELEKSI-FITUR-CITRA-TERHADAP-KLASIFIKASI-TINGKAT-KESEGERAN-DAGING-SAPI-LOKA](https://www.researchgate.net/publication/350403799_PENGARUH_SELEKSI_FITUR_CITRA_TERHADAP_KLASIFIKASI_TINGKAT_KESEGERAN_DAGING_SAPI_LOKAL/fulltext/605ded28458515e83472c824/PENGARUH-SELEKSI-FITUR-CITRA-TERHADAP-KLASIFIKASI-TINGKAT-KESEGERAN-DAGING-SAPI-LOKA)
- [6] Y. Pratama, E. Rasywir, F. Fachruddin, D. Kisbianty, and B. Irawan, "Eksperimen Layer Pooling menggunakan Standar Deviasi untuk Klasifikasi Dataset Citra Wajah dengan Metode CNN," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 200–210, 2023.
- [7] 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.
- [8] M. F. Naufal *et al.*, "Analisis Perbandingan Algoritma Klasifikasi Citra Chest X-ray Untuk Deteksi Covid-19," *Teknika*, vol. 10, no. 2, pp. 96–103, 2021, doi: 10.34148/teknika.v10i2.331.
- [9] A. Deshpande, V. V. Estrela, and P. Patavardhan, "The DCT-CNN-ResNet50 architecture to classify brain tumors with super-resolution, convolutional neural network, and the ResNet50," *Neurosci. Informatics*, vol. 1, no. 4, p. 100013, 2021, doi: 10.1016/j.neuri.2021.100013.
- [10] H. Herimanto, "Perbandingan Matriks Loss Pada Model Deep Learning Resnet50 dan Xception dalam Deteksi Objek," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 4, pp. 1994–2002, 2023.
- [11] S. Lasniari, J. Jasril, S. Sanjaya, F.

- Yanto, and M. Affandes, “Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 4, p. 450, 2022, doi: 10.30865/json.v3i4.4167.
- [12] M. Kamal Hasan, Adiwijaya, and A. F. Said, “Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 2127–2136, 2019.
- [13] J. K. Azhar, “OPTIMALISASI ADAPTIVE KERNEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MENGGUNAKAN ALGORITMA ADAGRAD.” Universitas Siliwangi, 2022.
- [14] M. F. S. D. Cahyo and D. Udjulawa, “Identifikasi Daging Segar Berdasarkan Citra menggunakan Convolutional Neural Network,” in *MDP Student Conference*, 2023, vol. 2, no. 1, pp. 306–313.
- [15] K. B. V. Putra, I. P. A. Bayupati, and D. M. S. Arsa, “Klasifikasi Citra Daging Menggunakan Deep Learning dengan Optimisasi Hard Voting,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 656–662, 2021.



# Optimasi Algoritma Convolution Neural Network Untuk Klasifikasi Tingkat Kesehatan Daging Sapi

## ORIGINALITY REPORT

14%

SIMILARITY INDEX

11%

INTERNET SOURCES

6%

PUBLICATIONS

5%

STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

1	<a href="https://ojs.unud.ac.id">ojs.unud.ac.id</a> Internet Source	5%
2	<a href="https://repository.uin-suska.ac.id">repository.uin-suska.ac.id</a> Internet Source	3%
3	Submitted to Forum Perpustakaan Perguruan Tinggi Indonesia Jawa Timur Student Paper	1%
4	Submitted to Universitas Atma Jaya Yogyakarta Student Paper	1%
5	<a href="https://www.researchgate.net">www.researchgate.net</a> Internet Source	1%
6	Marsel B. Robot, Rine ., Kaunang, Lorraine W. Th. Sondak. "TREN RETURN ON ASSET (ROA) PADA PT ASTRA AGRO LESTARI TBK PERIODE 2012 – 2016", AGRI-SOSIOEKONOMI, 2017 Publication	<1%
7	<a href="https://arxiv.org">arxiv.org</a> Internet Source	<1%

8	<a href="http://eprints.umsida.ac.id">eprints.umsida.ac.id</a> Internet Source	<1 %
9	<a href="http://repository.ub.ac.id">repository.ub.ac.id</a> Internet Source	<1 %
10	<a href="http://ojs.uho.ac.id">ojs.uho.ac.id</a> Internet Source	<1 %
11	Irayori Loelianto, Moh. Sofyan S Thayf, Husni Angriani. "IMPLEMENTASI TEORI NAIVE BAYES DALAM KLASIFIKASI CALON MAHASISWA BARU STMIK KHARISMA MAKASSAR", SINTECH (Science and Information Technology) Journal, 2020 Publication	<1 %
12	<a href="http://tesis.ipn.mx">tesis.ipn.mx</a> Internet Source	<1 %
13	<a href="http://text-id.123dok.com">text-id.123dok.com</a> Internet Source	<1 %

Exclude quotes  On

Exclude matches  Off

Exclude bibliography  On