

Deteksi Kesegaran Telur Ayam pada Citra Cangkang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Sincan Maulana

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Ponorogo

Email: sincanmaulanaa@gmail.com

Article Info

Article history:

Received May 25, 2024

Revised May 29, 2024

Accepted June 12, 2024

Keywords:

CNN; chicken eggs; shell images; deep learning

ABSTRACT

This research developed an egg freshness detection system using the Convolutional Neural Network (CNN) method to analyze egg shell images. A dataset consisting of 1,898 images of fresh and stale egg shells was used in this study. The pre-processing stage included resizing and labeling data, followed by training the CNN model using the SqueezeNet and AlexNet architectures. The results showed an accuracy of 90% in classifying egg freshness. The use of CNN proved to be more effective than conventional methods such as thresholding and K-Nearest Neighbor (KNN). This research makes a significant contribution to improving the efficiency and accuracy of egg sorting in Indonesia, reducing reliance on manual methods, and speeding up the sorting process.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Article Info

Article history:

Received May 25, 2024

Revised May 29, 2024

Accepted June 12, 2024

Keywords:

CNN; citra cangkang; telur ayam; deep learning

ABSTRACT

Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi kesegaran telur ayam menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk menganalisis citra cangkang telur. Dataset yang terdiri dari 1.898 gambar cangkang telur segar dan tidak segar digunakan dalam penelitian ini. Tahap pra-pemrosesan meliputi penyesuaian ukuran dan pelabelan data, diikuti dengan pelatihan model CNN menggunakan arsitektur SqueezeNet dan AlexNet. Hasil menunjukkan akurasi sebesar 90% dalam mengklasifikasikan kesegaran telur. Penggunaan CNN terbukti lebih efektif dibandingkan metode konvensional seperti thresholding dan K-Nearest Neighbor (KNN). Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi pemilahan telur ayam di Indonesia, mengurangi ketergantungan pada metode manual, serta mempercepat proses pemilahan.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Corresponding Author:

Nama penulis: Sincan Maulana

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Ponorogo

Email: sincanmaulanaa@gmail.com



Pendahuluan

Telur adalah salah satu lauk yang sangat populer dan sering dikonsumsi. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2020, permintaan telur ayam di Indonesia mencapai 4.895 ribu ton. Selain permintaan dalam negeri, telur ayam juga diminati oleh pasar internasional. Dari Januari hingga Mei 2021, sebanyak 5.522 kg telur ayam diekspor ke Burma/Myanmar. Data ini mengindikasikan bahwa konsumsi telur ayam sangat tinggi. Tingginya permintaan telur ayam tentunya disertai dengan proses pemilahan yang ketat sebelum telur didistribusikan dan dijual [1].

Pemilahan bertujuan untuk menilai kualitas telur sebelum didistribusikan dan dijual. Penggunaan teknologi dalam proses pemilahan mulai diterapkan untuk mempercepat penilaian kualitas telur. Sayangnya, pemanfaatan teknologi dalam pemilahan telur di Indonesia belum optimal. Penggunaan teknologi dalam proses ini masih jarang diterapkan. Banyak peternakan di Indonesia masih mengandalkan metode pemilahan manual. Padahal, berbagai metode deteksi kualitas telur sudah banyak dikembangkan, seperti metode deteksi retakan pada telur dengan menggunakan pengolahan citra [2], [3].

Dua aspek utama yang menentukan kualitas telur ayam adalah bagian dalam (putih, kuning, dan kantong kulit) dan bagian luar (warna, bentuk, dan kebersihan) [4]. Menurut Muchtadi et al. dalam penelitian Djaelani, telur mudah mengalami penurunan kualitas akibat kerusakan fisik serta kehilangan air dan zat kimia penting seperti karbondioksida, ammonia, nitrogen, dan hidrogen sulfida. Ini menunjukkan pentingnya pengawasan terhadap kedua aspek tersebut untuk memastikan kualitas telur yang dijual kepada konsumen tetap terjaga [5].

Tidak semua telur ayam memiliki kualitas yang layak untuk dikonsumsi, sehingga perlu kehati-hatian dalam memilihnya sebelum diolah menjadi makanan. Biasanya, penilaian kualitas telur ayam yang baik dapat dilakukan dengan memeriksa kondisi cangkang. Selain itu, pengamatan bagian dalam telur bisa dilakukan dengan memecahnya, tetapi cara ini memakan waktu dan mungkin tidak efisien. Oleh karena itu, memahami kualitas telur sangat penting. Kesegaran telur umumnya ditentukan oleh kondisi cangkangnya, termasuk warna dan kebersihannya [6].

Dalam penelitian oleh Bacheramsyah, T.F. [7], dilakukan upaya untuk mengidentifikasi kualitas telur ayam berdasarkan ketebalan kuning dan putih telur menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN), yang menghasilkan akurasi sebesar 83,63%. Namun, dalam penelitian tersebut, pengamatan citra telur masih dilakukan secara manual dengan menghancurkan telur yang dianalisis.

Selain itu, peneliti lain juga mencoba mengidentifikasi kemurnian cangkang telur ayam melalui pengolahan gambar digital dengan metode *thresholding*. Metode ini menggunakan gambar telur RGB sebagai input yang kemudian diubah menjadi gambar *grayscale* sebagai output [6]. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Maimunah dan Rokhman, ada kemungkinan bahwa hasil klasifikasi telur berdasarkan kebersihan cangkang sangat dipengaruhi oleh metode pengolahan citra digital yang digunakan.

Dalam penelitian ini, peneliti melakukan deteksi kualitas telur melalui analisis citra cangkang menggunakan pendekatan *deep learning*, yaitu dengan metode *You Only Look Once* (YOLO) yang telah dimodifikasi.

Tinjauan Pustaka

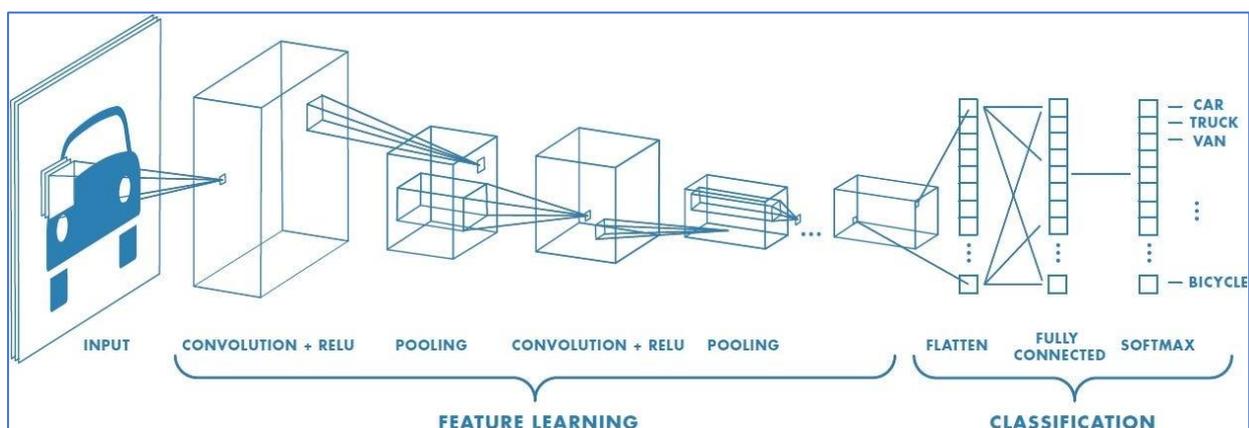
a. Telur Ayam

Telur ayam adalah salah satu makanan hewani unggas yang paling bergizi. Secara umum, telur terdiri dari putih telur, kuning telur, dan kulit telur. Putih telur merupakan bagian terbesar dari telur, mengandung komponen bioaktif berupa protein yang dapat diidentifikasi berdasarkan urutan isoelektrolit. Protein bernilai tinggi dalam putih telur ayam meliputi *ovalbumin*, *ovotransferrin*, *ovomucin*, *lisozim*, *ovoinhibitor*, *ovoflavoprotein*, *avidin*, dan *cystatin* [8].

b. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma *Deep Learning* yang populer untuk pengolahan citra. Dibangun sebagai pengembangan dari *MultiLayer Perceptron* (MLP), CNN difokuskan pada pemrosesan data, terutama citra dua dimensi. Fungsi utama CNN adalah mengklasifikasikan data yang telah diberi label menggunakan metode pembelajaran yang diawasi, di mana terdapat data latih dan data uji [10].

Penggunaan *Deep Learning* dalam pengenalan citra daun jagung melalui metode *Convolutional Neural Network* (CNN) telah terbukti memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan pendekatan lain seperti *Multi Layer Perceptron* (MLP). CNN, dengan struktur neuron yang lebih dalam, telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra, berbeda dengan MLP yang tidak mampu menyimpan data spasial dari citra klasifikasi dan menganggap setiap piksel sebagai fitur independen, yang mengakibatkan kinerja yang kurang memuaskan [11].



Gambar 1. Struktur Model *Convolutional Neural Network*

Metodologi

a. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, digunakan kumpulan data citra yang terdiri dari dua jenis gambar dengan kategori cangkang telur segar dan cangkang telur tidak segar, dengan total 1.898 gambar cangkang telur. Data ini diperoleh dari Kaggle dan akan digunakan untuk pelatihan serta pengujian model. Langkah pertama dalam penelitian ini adalah mengumpulkan data yang diperlukan, yang melibatkan proses pelatihan. Setelah itu, data pelatihan dimuat dan diproses melalui pra-pemrosesan, termasuk pemberian label pada setiap data serta penyesuaian ukuran citra. Selanjutnya, arsitektur CNN dirancang dan parameter modelnya dioptimalkan.

Langkah berikutnya adalah pengujian, di mana data uji dimuat, diproses melalui pra-pemrosesan, dan diuji menggunakan CNN. Hasil klasifikasi dari CNN kemudian dievaluasi menggunakan parameter optimal yang diperoleh selama proses pelatihan.

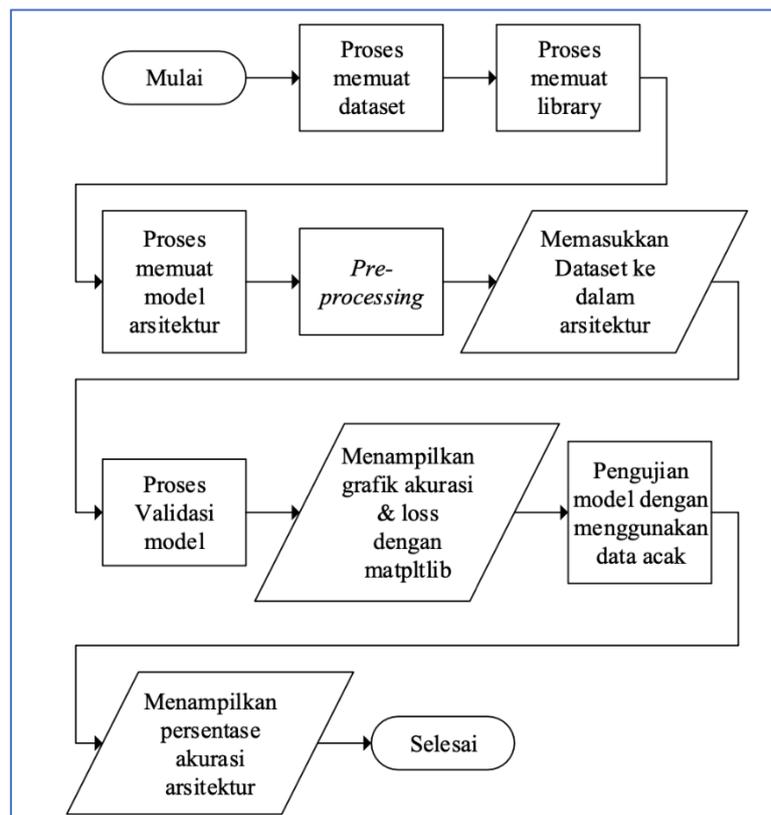
Tabel 1. Data Cangkang Telur Ayam

No	Kategori data	Jumlah data
1	<i>Data Training</i>	1599
2	<i>Data Validation</i>	299
Total		1898

b. Pre-processing

Sebelum memulai proses pelatihan, langkah pertama yang dilakukan adalah pra pemrosesan (*pre-processing*). Tahap ini melibatkan penyesuaian ukuran citra agar seragam dan pelabelan data yang sesuai. Ukuran citra yang lebih besar biasanya meningkatkan kompleksitas proses, tetapi juga dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi secara signifikan. Dalam penelitian ini, gambar-gambar dengan ukuran 640 x 640 piksel digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi hasil dari gambar tersebut. Ukuran ini dipilih karena memberikan keseimbangan antara kompleksitas proses dan akurasi klasifikasi, memungkinkan model untuk mempelajari fitur-fitur penting dengan lebih efektif.

c. Implementasi *Convolutional Neural Network*

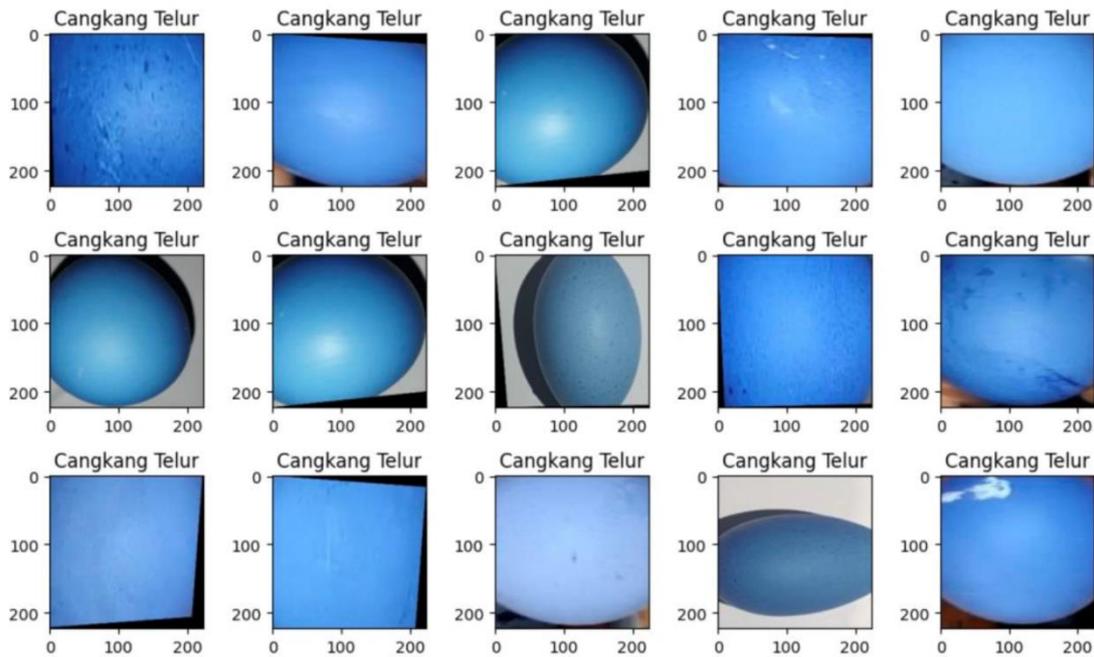


Gambar 2. Desain Model CNN

Gambar 2 menjelaskan proses tahap dari CNN. Tahapan pertama adalah memuat dataset dan library yang akan digunakan, diikuti dengan proses memuat model. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *SqueezeNet* dan *AlexNet*, dengan masing-masing memiliki 512 neuron dan 5 kelas. Sebelum memulai proses pelatihan, diperlukan tahap *pre-processing* untuk menyiapkan data, yang kemudian diikuti oleh proses pelatihan model CNN. Setelah itu, dilakukan proses validasi model, di mana grafik akurasi dan grafik *loss* ditampilkan menggunakan *matplotlib*.

Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini, dilakukan analisis terhadap penelitian dan temuan-temuan terkini. Hasil dari percobaan atau eksperimen tersebut dievaluasi untuk menilai kesesuaiannya dengan hipotesis yang telah ditetapkan (jika ada). Pembahasan hasil tersebut juga dilakukan dengan merujuk pada referensi-referensi yang telah digunakan.



Gambar 3. Dataset yang berhasil dimuat

Tahap berikutnya adalah menginisialisasi model menggunakan *AlexNet* dengan bobot yang telah dilatih sebelumnya pada dataset *ImageNet*. Perintah `AlexNet_model = torch.hub.load('pytorch/vision:v0.10.0', 'alexnet', pretrained=True)` digunakan untuk memuat model *AlexNet* dari repositori *PyTorch* dengan bobot yang telah dilatih sebelumnya. Fungsi `AlexNet_model.eval()` mengatur model ke mode evaluasi, yang memastikan bahwa lapisan seperti dropout dan batch normalization berperilaku sesuai saat melakukan inferensi.

Kemudian, lapisan terakhir dari classifier model diubah untuk menyesuaikan dengan jumlah kelas yang ada pada dataset yang sedang digunakan, dengan perintah `AlexNet_model.classifier[6] = nn.Linear(4096, len(classes))`. Ini menggantikan lapisan terakhir dari *classifier* dengan lapisan yang memiliki jumlah keluaran yang sesuai dengan jumlah kelas pada dataset baru. Setelah itu, model diatur kembali ke mode evaluasi dengan `AlexNet_model.eval()`, sehingga siap digunakan untuk inferensi atau evaluasi lebih lanjut. Model yang diinisialisasi ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan gambar berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi oleh lapisan-lapisan *AlexNet* yang telah dilatih sebelumnya.

```

AlexNet(
  (features): Sequential(
    (0): Conv2d(3, 64, kernel_size=(11, 11), stride=(4, 4), padding=(2, 2))
    (1): ReLU(inplace=True)
    (2): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    (3): Conv2d(64, 192, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1), padding=(2, 2))
    (4): ReLU(inplace=True)
    (5): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    (6): Conv2d(192, 384, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (7): ReLU(inplace=True)
    (8): Conv2d(384, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (9): ReLU(inplace=True)
    (10): Conv2d(256, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (11): ReLU(inplace=True)
    (12): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
  )
  (avgpool): AdaptiveAvgPool2d(output_size=(6, 6))
  (classifier): Sequential(
    (0): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (1): Linear(in_features=9216, out_features=4096, bias=True)
    (2): ReLU(inplace=True)
    (3): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (4): Linear(in_features=4096, out_features=4096, bias=True)
    (5): ReLU(inplace=True)
    (6): Linear(in_features=4096, out_features=5, bias=True)
  )
)

```

Gambar 4. Hasil Inisialisasi Model

Gambar di atas menunjukkan penggunaan fungsi aktivasi dalam pelatihan model CNN untuk mengidentifikasi citra cangkang pada telur ayam. Fungsi aktivasi yang diterapkan adalah Rectification Linear Unit (ReLU). Pelatihan model CNN untuk tugas ini membutuhkan total 57.024.325 parameter. Banyaknya parameter ini menyebabkan proses perhitungan menjadi sangat kompleks dan memakan banyak waktu serta tenaga jika dilakukan oleh manusia, namun mesin dapat melakukannya dengan cepat dan efisien.

```

▶ total_params = sum(p.numel() for p in AlexNet_model.parameters())
  print(f"Total Parameters: {total_params}")

total_trainable_params = sum(p.numel() for p in AlexNet_model.parameters())
  print(f"Total Trainable Parameters: {total_trainable_params}")

⇒ Total Parameters: 57024325

```

Gambar 5. Total Parameter Model

Pada gambar dibawah ini, *Loss*, yang merepresentasikan kesalahan prediksi model, menunjukkan tren penurunan di angka 0.30 seiring bertambahnya epoch. Hal ini menunjukkan bahwa model semakin baik dalam memprediksi label yang benar seiring bertambahnya jumlah data yang dilatih. *Accuracy*, yang menunjukkan persentase prediksi benar, menunjukkan tren peningkatan di angka 0.86. Hal ini menunjukkan bahwa model semakin akurat dalam memprediksi label yang benar seiring bertambahnya jumlah data yang dilatih.

```

Epoch 1/10
16/16 [=====] - 11s 599ms/step - loss: 26.1899 - accuracy: 0.3368 - val_loss: 1.9986 - val_accuracy: 0.2545
Epoch 2/10
16/16 [=====] - 11s 643ms/step - loss: 1.1390 - accuracy: 0.4333 - val_loss: 0.8527 - val_accuracy: 0.4727
Epoch 3/10
16/16 [=====] - 11s 686ms/step - loss: 0.8102 - accuracy: 0.5770 - val_loss: 0.7644 - val_accuracy: 0.8909
Epoch 4/10
16/16 [=====] - 11s 663ms/step - loss: 0.6886 - accuracy: 0.8563 - val_loss: 0.9144 - val_accuracy: 0.8364
Epoch 5/10
16/16 [=====] - 10s 568ms/step - loss: 0.4872 - accuracy: 0.8830 - val_loss: 1.4525 - val_accuracy: 0.6545
Epoch 6/10
16/16 [=====] - 11s 700ms/step - loss: 0.4929 - accuracy: 0.8563 - val_loss: 0.4448 - val_accuracy: 0.8727
Epoch 7/10
16/16 [=====] - 11s 689ms/step - loss: 0.3987 - accuracy: 0.8583 - val_loss: 0.4022 - val_accuracy: 0.9091
Epoch 8/10
16/16 [=====] - 9s 559ms/step - loss: 0.3691 - accuracy: 0.8645 - val_loss: 0.4262 - val_accuracy: 0.8909
Epoch 9/10
16/16 [=====] - 11s 684ms/step - loss: 0.2791 - accuracy: 0.8912 - val_loss: 0.4812 - val_accuracy: 0.8545
Epoch 10/10
16/16 [=====] - 11s 685ms/step - loss: 0.3076 - accuracy: 0.8665 - val_loss: 0.3881 - val_accuracy: 0.9091
<keras.src.callbacks.history at 0x7eb5d8170dc0>

```

Gambar 6. Hasil Model Training

Kemudian, hasil model testing menunjukkan akurasi yang tinggi, yaitu 0.90.

```

2/2 [=====] - 0s 168ms/step - loss: 0.3881 - accuracy: 0.9091
[0.38805902004241943, 0.9090909361839294]

```

Gambar 7. Hasil Model Testing

Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mendeteksi kesegaran telur ayam melalui analisis citra cangkang menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, yakni 90%. Penelitian ini menggunakan dataset citra cangkang telur segar dan tidak segar yang diperoleh dari *Kaggle*, dengan total 1.898 gambar. Data tersebut melalui proses pra-pemrosesan untuk penyesuaian ukuran dan pelabelan sebelum digunakan dalam pelatihan model CNN. Model yang digunakan dalam penelitian ini termasuk *SqueezeNet* dan *AlexNet*, yang telah dilatih dengan dataset *ImageNet*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN dapat secara efektif mengklasifikasikan kesegaran telur ayam berdasarkan citra cangkang, yang tercermin dari tren penurunan nilai loss dan peningkatan akurasi selama proses pelatihan. Penggunaan CNN dalam penelitian ini terbukti lebih optimal dibandingkan dengan metode pengolahan citra lainnya, seperti *thresholding* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam upaya meningkatkan efisiensi dan akurasi pemilahan telur ayam di Indonesia. Implementasi teknologi *deep learning* dalam pemilahan telur dapat mengurangi ketergantungan pada metode manual, mempercepat proses pemilahan, dan memastikan kualitas telur yang didistribusikan tetap terjaga. Ke depan, disarankan untuk mengembangkan model dengan lebih banyak variasi data dan melakukan uji coba di berbagai kondisi pencahayaan untuk memastikan robustnya model dalam berbagai situasi. Selain itu, integrasi sistem ini dalam skala industri dapat menjadi langkah selanjutnya untuk meningkatkan efisiensi produksi dan distribusi telur ayam di Indonesia.



Daftar Referensi

- [1] M. F. A. Pratama, A. L. Prasasti dan M. W. Paryasto, “Klasifikasi Ukuran dan Kualitas Telur Ayam Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *Klasifikasi Ukuran dan Kualitas Telur Ayam Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network*, vol. 10, no. 1, pp. 473-480, 2023.
- [2] C. Haoran, H. Chuchu, J. Minlan dan L. Xiaoxiao, “Egg Crack Detection Based on Support Vector Machine,” *International Conference on Intelligent Computing and Human-Computer Interaction (ICHCI)*, pp. 80-83, 2020.
- [3] B. Narin, S. Buntan, N. Chumuang dan M. Ketcham, “Crack on Eggshell Detection System Based on Image Processing Technique,” *International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*, pp. 1-6, 2018.
- [4] J. Thipakorn, P. Riyamongkol dan R. Waranusast, “Egg weight prediction and egg size classification using image processing and machine learning,” *International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, pp. 477-480, 2017.
- [5] M. A. Djaelani, “Kualitas Telur Ayam Ras (Gallus L.) Setelah Penyimpanan yang dilakukan Pencelupan pada Air Mendidih dan Air Kapur Sebelum Penyimpanan,” *BULETIN ANATOMI DAN FISILOGI dh SELLULA*, vol. 24, no. 1, pp. 122-127, 2016.
- [6] M. dan T. Rokhman, “Klasifikasi Penurunan Kualitas Telur Ayam Ras Berdasarkan Warna Kerabang Menggunakan Support Vector Machine,” *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONALS*, vol. 3, no. 1, pp. 43-52, 2018.
- [7] N. Ibrahim, T. F. Bacheramsyah, B. Hidayat dan S. Darana, “Pengklasifikasian Grade Telur Ayam Negeri menggunakan Klasifikasi K-Nearest Neighbor berbasis Android,” *ELKOMIKA*, vol. 6, no. 2, pp. 288-302, 2018.
- [8] R. R. M. Akbar, F. Rizal dan W. J. Shudiq, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Deteksi Kesegaran Telur Berbasis Android,” *Jusikom : Jurnal Sistem Komputer Musi Rawas*, vol. 8, no. 1, pp. 1-10, 2023.
- [9] K. He, X. Zhang dan J. Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” *EE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 13, no. 2, pp. 45-52, 2021.
- [10] I. P. Putra, R. dan D. Alamsyah, “Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Jurnal Algoritme*, vol. 2, no. 2, pp. 102-112, 2022.



- [11] S. Sarah dan G. , “Identifikasi Penyakit Tanaman Jagung Berdasarkan Citra Daun Tinjauan Literatur Sistematis (SLR),” *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi & Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 1, pp. 278-289, 2023.