

Klasifikasi Kualitas Telur Ayam Berdasarkan Identifikasi Warna Cangkang Menggunakan *MobileNetV2*

^{1*}Sephia Ceren, ²Made Ayu Dusea Widya Dara, ³Daniel Swanjaya

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹sepiaceren03@gmail.com, ²madedara@gmail.com, ³daniel@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondensi: Sephia Ceren

Abstrak— Kualitas telur ayam merupakan salah satu faktor penting dalam menentukan nilai konsumsi dan kualitas distribusi produk pangan. Proses penilaian kualitas telur secara konvensional masih dilakukan secara manual sehingga memerlukan waktu, biaya, dan ketelitian yang tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kualitas telur ayam berbasis pengolahan citra digital menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Dataset yang digunakan merupakan citra telur ayam yang diperoleh secara mandiri dan dikelompokkan ke dalam tiga kategori kualitas, yaitu tinggi, sedang, dan rendah. Masing-masing kelas terdiri dari 100 citra, kemudian dilakukan proses augmentasi sehingga total dataset menjadi 1800 citra. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, *preprocessing*, augmentasi data, pelatihan model, serta evaluasi performa. Proses *preprocessing* dilakukan dengan *resize* citra menjadi 224×224 piksel dan normalisasi data agar sesuai dengan input *MobileNetV2*. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dan fungsi *loss sparse categorical crossentropy*. Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *classification report*. Berdasarkan hasil pengujian, arsitektur *MobileNetV2* berhasil mencapai nilai akurasi akhir sebesar 98,10% dengan performa yang stabil dan seimbang dalam mengklasifikasikan seluruh tingkatan kualitas telur. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan *deep learning* non-destruktif berbasis identifikasi warna cangkang dapat diimplementasikan secara efektif untuk mendukung otomatisasi sortasi pada industri pangan.

Kata Kunci— Kualitas Telur, *MobileNetV2*, Klasifikasi Citra, Pembelajaran Mendalam, Industri Pangan.

Abstract— The nutritional quality of chicken eggs is an important factor in determining consumption value and food distribution quality. Conventional egg quality assessment is still carried out manually, requiring considerable time, cost, and accuracy. This study aims to develop a chicken egg nutritional quality prediction system based on digital image processing using the *Convolutional Neural Network* (CNN) method with the *MobileNetV2* architecture. The dataset used consists of chicken egg images collected independently and classified into three nutritional quality categories, namely high, medium, and low. Each class contains 100 images, and a data augmentation process was applied, resulting in a total of 1800 images. The research stages include dataset collection, preprocessing, data augmentation, model training, and performance evaluation. Preprocessing was performed by resizing the images to 224×224 pixels and normalizing the data to match the *MobileNetV2* input requirements. The model was trained using the Adam optimizer and the sparse categorical crossentropy loss function. Model evaluation was conducted using a confusion matrix and classification report. Based on the experimental results, the *MobileNetV2* architecture achieved a final accuracy of 98.10% with stable and balanced performance in predicting all levels of egg nutritional quality. These findings demonstrate that a non-destructive deep learning approach based on eggshell color identification can be effectively implemented to support automated sorting systems in the food industry.

Keywords— Egg Quality, *MobileNetV2*, Image Classification, Deep Learning, Food Industry.



I. PENDAHULUAN

Telur ayam merupakan salah satu sumber protein hewani yang memiliki kandungan nutrisi tinggi dan banyak dikonsumsi oleh masyarakat. Kualitas telur menjadi faktor penting yang memengaruhi nilai gizi, mutu distribusi, dan tingkat penerimaan konsumen terhadap produk pangan. Namun, proses penilaian kualitas telur masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan visual sehingga memerlukan waktu yang relatif lama dan berpotensi menghasilkan penilaian yang subjektif. Seiring perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *Deep Learning*, berbagai metode telah dikembangkan untuk membantu proses klasifikasi secara otomatis. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara otomatis serta mengenali pola warna, tekstur, dan bentuk dengan tingkat akurasi yang tinggi. Oleh karena itu, penerapan CNN menjadi solusi yang menjanjikan untuk mendukung proses identifikasi dan klasifikasi kualitas telur secara lebih cepat, objektif, dan akurat.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa CNN memiliki performa yang sangat baik dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi citra pada berbagai bidang. Pada sektor lingkungan dan kelautan, CNN berhasil digunakan untuk klasifikasi citra terumbu karang menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dan *DenseNet121* dengan tingkat akurasi mencapai 93%[1]. Penelitian lain pada identifikasi varietas kopi berbasis warna dan tekstur juga memperoleh akurasi sebesar 94,44%[2]

Arsitektur *MobileNetV2* sebagai salah satu pengembangan CNN juga telah banyak digunakan karena memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit dan efisien dalam penggunaan sumber daya komputasi. Penelitian klasifikasi ras kucing menggunakan *MobileNetV2* menghasilkan akurasi validasi sebesar 93,81%[3], sedangkan pada klasifikasi korosi menggunakan transfer learning *MobileNetV2* diperoleh akurasi sebesar 95%[4]. Selain itu, *MobileNetV2* juga berhasil diterapkan pada klasifikasi tingkat kesegaran ikan nila dengan akurasi di atas 99%[5], klasifikasi buah-buahan [6], klasifikasi sampah organik dan nonorganik[7]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi dengan kebutuhan komputasi yang relatif rendah.

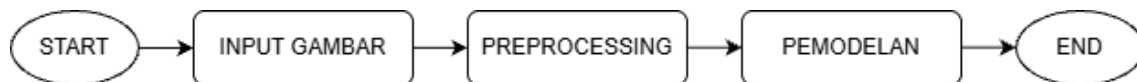
Dalam bidang pangan, khususnya pada objek telur ayam, penerapan CNN juga menunjukkan hasil yang menjanjikan. Penelitian lain mengenai deteksi kualitas telur ayam ras berdasarkan warna cangkang menunjukkan bahwa karakteristik visual cangkang dapat digunakan sebagai parameter penting dalam proses klasifikasi[8]. Arsitektur *MobileNetV2* untuk klasifikasi empat jenis tanaman obat berdasarkan citra daun dan memperoleh akurasi pengujian sebesar 100%[9]. Transfer Learning *MobileNetV2* pada klasifikasi 20 jenis buah dan menghasilkan akurasi sebesar 94% pada data uji[10]. *MobileNetV2* dan VGG16 untuk klasifikasi penyakit daun cabai, di mana *MobileNetV2* mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,47%[11]. Pendekatan transfer learning dengan *MobileNetV2* mampu mencapai akurasi validasi sebesar 94% meskipun menggunakan

dataset yang relatif kecil[12]. Model CNN berbasis *MobileNetV2* terbukti efektif untuk klasifikasi citra dengan akurasi evaluasi mencapai 95%[13]. Berbagai penelitian tersebut membuktikan bahwa citra telur memiliki karakteristik visual yang dapat dipelajari secara efektif oleh model CNN untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat.

Berdasarkan berbagai penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa metode *Convolutional Neural Network*, khususnya arsitektur *MobileNetV2*, memiliki kemampuan yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi citra pada berbagai bidang, termasuk pertanian, peternakan, dan pangan. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus memanfaatkan *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam berdasarkan identifikasi warna cangkang masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan metode CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam ke dalam tiga kategori, yaitu tinggi, sedang, dan rendah berdasarkan karakteristik warna cangkang. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem sortasi telur otomatis yang lebih cepat, objektif, efisien, dan mudah diimplementasikan pada sektor peternakan maupun industri pangan.

II. METODE

Bagian ini menjelaskan tahapan penelitian mulai dari pengumpulan dataset, *preprocessing*, pelatihan, hingga evaluasi model. Gambar 1 menunjukkan alur penelitian secara keseluruhan dari awal hingga evaluasi. Dataset citra telur ayam dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian agar model dapat dilatih optimal dan dievaluasi secara objektif. Seluruh tahapan proses tersebut disajikan secara sistematis pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang mencakup beberapa tahapan utama, yaitu input gambar, preprocessing data, perancangan arsitektur model, pelatihan atau training model, dan evaluasi model. Setiap tahap dilakukan secara terstruktur agar proses penelitian berjalan sesuai dengan tujuan yang telah ditentukan. Adapun penjelasan rinci dari setiap tahapan disajikan sebagai berikut:

1. Input Gambar

Pada proses input gambar, jurnal tersebut menggunakan citra telur ayam ras yang diambil menggunakan kamera digital dengan latar belakang yang seragam agar objek telur lebih mudah dikenali. Setiap gambar kemudian dimasukkan ke dalam dataset dan dikelompokkan berdasarkan warna cangkang telur, yaitu coklat, krem, dan putih. Selanjutnya citra diubah ukurannya menjadi 128×128 piksel sebelum diproses pada model CNN agar seluruh data memiliki dimensi input yang konsisten saat pelatihan dan pengujian model

2. Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk menyiapkan citra telur ayam sebelum masuk ke proses pelatihan model. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi: Dataset awal yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 300 citra telur ayam yang terdiri dari tiga kelas, yaitu kualitas tinggi, sedang, dan rendah, dengan masing-masing kelas sebanyak 100 citra. Dataset kemudian dibagi menjadi data training sebesar 70%, data validation sebesar 20%, dan data testing sebesar 10%. Setelah proses pembagian data dilakukan, tahap augmentasi diterapkan pada data training sehingga total keseluruhan dataset meningkat menjadi 1800 citra.

Tahap preprocessing pada jurnal tersebut meliputi beberapa proses penting sebelum data digunakan pada pelatihan model CNN. Tahapan pertama adalah resize. Selanjutnya dilakukan pelabelan data sesuai kategori warna cangkang telur, yaitu coklat, krem, dan putih. Jurnal tersebut juga menerapkan augmentasi citra untuk menambah variasi dataset sehingga model lebih baik dalam mengenali pola dan mengurangi risiko overfitting. Setelah itu, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan beberapa proporsi, yaitu 60:40, 70:30, dan 80:20 untuk mengetahui kombinasi terbaik dalam proses pelatihan dan evaluasi model CNN.

3. Pemodelan

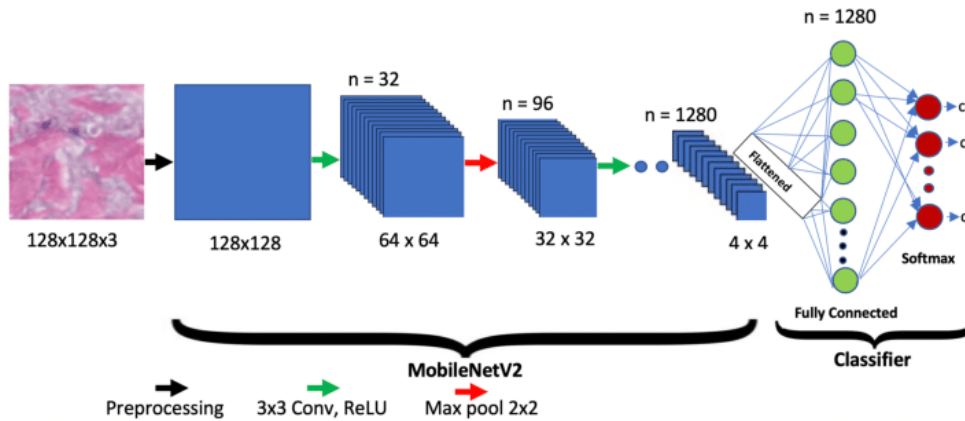
Penelitian ini menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*.

a. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode *deep learning* yang digunakan untuk mengekstraksi fitur citra secara otomatis melalui beberapa lapisan seperti *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Pada jurnal tersebut, CNN digunakan untuk mengenali pola warna dan tekstur pada citra telur ayam sehingga mampu melakukan proses klasifikasi kualitas telur secara akurat

b. Arsitektur MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan pengembangan dari arsitektur *MobileNet* yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi komputasi tanpa mengurangi performa akurasi model. Arsitektur ini menggunakan konsep *inverted residual block* dan *linear bottleneck* untuk mempertahankan informasi penting meskipun dimensi fitur diperkecil. Dengan struktur model yang lebih ringan dan efisien, *MobileNetV2* banyak digunakan sebagai model *pre-trained* pada berbagai aplikasi klasifikasi citra, terutama pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi maupun kebutuhan pemrosesan secara *real-time*.



Gambar 2. Arsitektur *MobileNetV2*

c. Evaluasi Model

Untuk mengukur performa dan ketepatan klasifikasi kualitas telur ayam berdasarkan identifikasi warna cangkang, dilakukan proses evaluasi menggunakan beberapa metrik utama berikut:

1. *Confusion Matrix*

Digunakan untuk membandingkan antara label klasifikasi dan label sebenarnya. Menunjukkan berapa banyak gambar yang diklasifikasikan dengan benar (*True Positive*, *True Negative*) dan yang salah (*False Positive*, *False Negative*).

2. *Accuracy (Akurasi)*

Mengukur seberapa banyak klasifikasi yang benar dibandingkan dengan keseluruhan data uji.

Rumus:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \dots\dots\dots 1)$$

Keterangan:

- TP (*True Positive*): data positif yang diprediksi positif
- TN (*True Negative*): data negatif yang diprediksi negatif
- FP (*False Positive*): data negatif tapi diprediksi positif
- FN (*False Negative*): data positif tapi diprediksi negatif

3. *Precision*

Mengukur ketepatan sistem dalam mengklasifikasi gambar yang benar-benar termasuk ke dalam suatu kelas tertentu.

Rumus:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots 2)$$

4. *Recall (Sensitivity)*

Mengukur kemampuan sistem dalam menemukan semua data yang relevan di setiap kelas.

Rumus:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots 3)$$

5. *F1-Score*

Kombinasi antara *Precision* dan *Recall* untuk menilai keseimbangan performa model.

Rumus:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots 4)$$

6. *Mean Average Precision (mAP)*

Digunakan untuk menghitung rata-rata akurasi klasifikasi pada setiap kelas kualitasn. Cocok jika model juga melakukan deteksi area penyakit.

Rumus umum:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A P_i \dots\dots\dots 5)$$

Keterangan:

N = jumlah kelas (misalnya jenis penyakit jeruk)

AP_i = *Average Precision* untuk kelas ke- i

7. *Mean Squared Error (MSE)*

Mengukur seberapa jauh hasil klasifikasi sistem dibandingkan nilai sebenarnya dalam bentuk numerik probabilitas.

Rumus:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \dots\dots\dots 6)$$

Keterangan:

y_i = nilai aktual

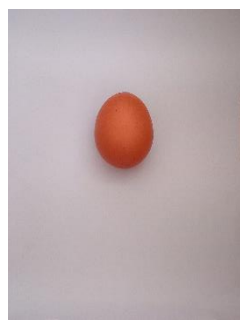
$\hat{y}_i$ = nilai prediksi

n = jumlah data

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Input Gambar

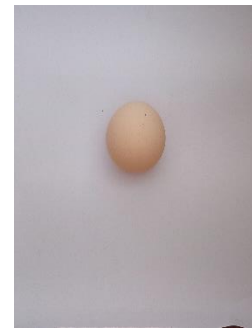
Pada tahap ini, sistem menerima input berupa citra telur ayam yang telah dikelompokkan ke dalam tiga kategori kualitas, yaitu tinggi, sedang, dan rendah. Seluruh citra disusun dalam format yang seragam serta diberi label sesuai kelas masing-masing agar proses pelatihan dan evaluasi model dapat berjalan dengan terstruktur. Pada tahap pengujian, dataset yang digunakan masing-masing kelas berjumlah 100 citra sehingga hasil klasifikasi dapat diamati secara lebih terkontrol dan mudah dianalisis.



Kualitas Tinggi (Coklat)



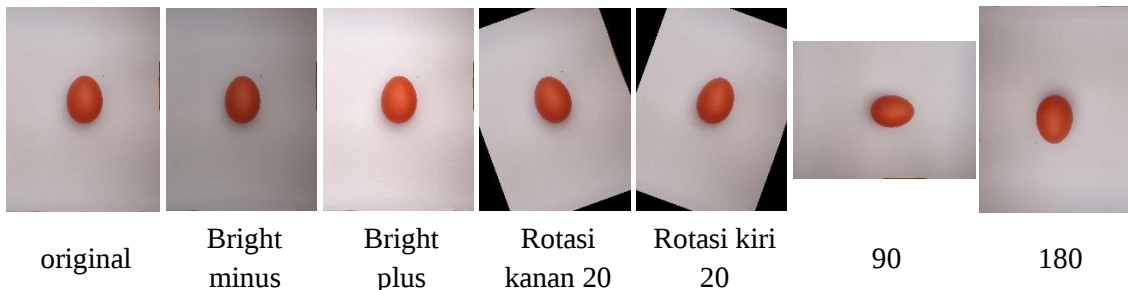
Kualitas Sedang (Krem)



Kualitas Rendah (Putih)

Gambar 3. Input Gambar

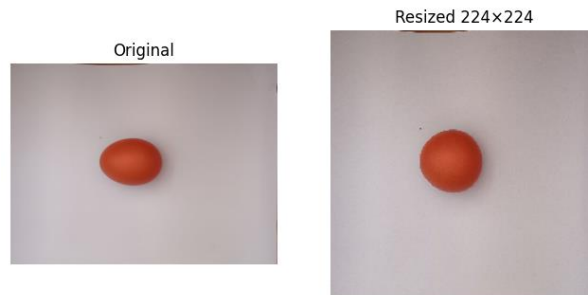
Selain itu, untuk meningkatkan jumlah dan variasi data, dilakukan proses *augmentasi* citra. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi perubahan kecerahan (*brightness*), rotasi dengan berbagai sudut, serta transformasi posisi gambar. Melalui proses ini, jumlah dataset yang semula terbatas meningkat menjadi total 1800 citra. Tujuan dari augmentasi adalah agar model mampu mengenali pola warna cangkang telur dalam berbagai kondisi pencahayaan dan orientasi, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi serta mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan.



Gambar 4. Contoh Gambar *Augmentasi*

2. *Preprocessing* Data

Setelah data dimasukkan, seluruh citra telur ayam diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan kebutuhan input arsitektur *MobileNetV2*. Proses ini penting karena model CNN memerlukan dimensi input yang seragam, perbedaan ukuran citra dapat menyebabkan ketidakstabilan dalam proses ekstraksi fitur dan mengganggu pembelajaran model. Dengan ukuran tersebut, model dapat mengolah citra secara efisien sekaligus tetap mempertahankan informasi visual utama pada warna dan tekstur cangkang telur.



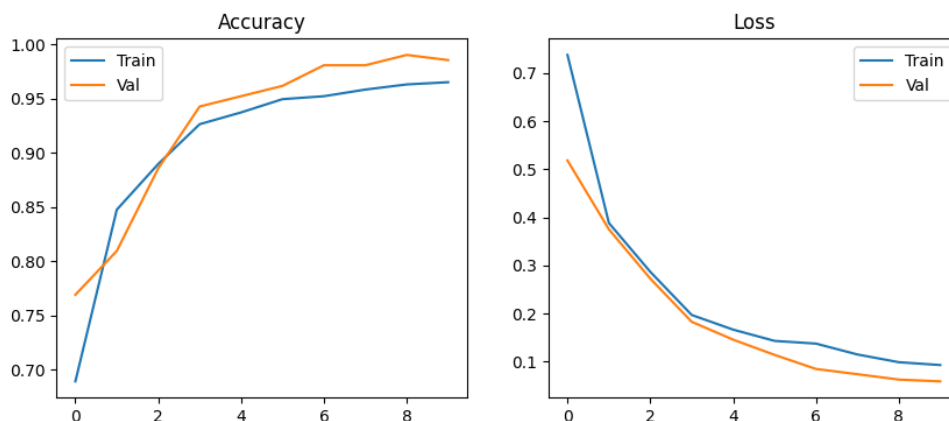
Gambar 5. *Resize* Gambar

3. Pemodelan

Pada tahap pemodelan, sistem menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam. *MobileNetV2* dipilih karena memiliki efisiensi komputasi yang tinggi serta mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Model ini digunakan sebagai feature extractor berbasis transfer learning untuk mengekstraksi karakteristik visual warna cangkang telur. Pada bagian akhir model ditambahkan Global Average Pooling, Dropout, dan Dense layer dengan fungsi aktivasi softmax untuk mengklasifikasikan citra ke dalam tiga kategori, yaitu tinggi, sedang, dan rendah.

Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,0001 dan fungsi loss sparse categorical crossentropy. Model dilatih selama 10 epoch dengan memanfaatkan callback *EarlyStopping* dan *ReduceLROnPlateau* untuk meningkatkan efisiensi pelatihan serta mengurangi risiko overfitting. Selama proses training, performa model dipantau melalui nilai akurasi dan loss pada data latih maupun data validasi.

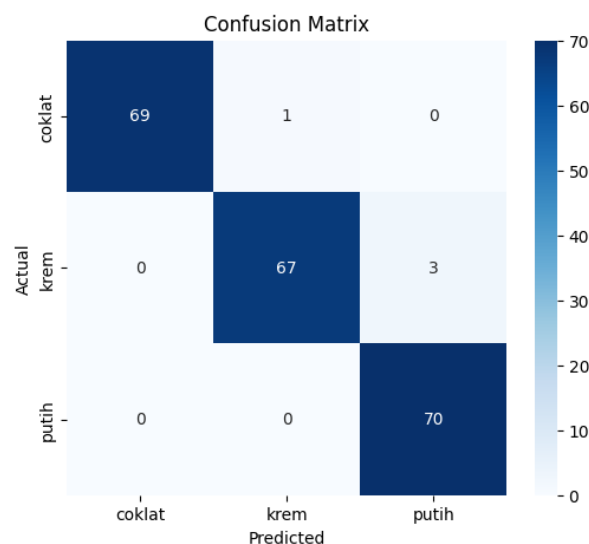
Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur kemampuan klasifikasi secara objektif. Hasil evaluasi kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik akurasi, grafik loss, dan confusion matrix guna menganalisis tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan setiap kategori kualitas telur ayam.



Gambar 6. Grafik Akurasi

Performa model dievaluasi menggunakan grafik accuracy dan loss pada data latih serta data validasi selama proses pelatihan. Hasil menunjukkan bahwa nilai accuracy meningkat secara konsisten pada kedua dataset, di mana akurasi data latih meningkat dari 0,69 menjadi 0,96, sedangkan akurasi data validasi meningkat dari 0,77 menjadi 0,98. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola warna cangkang telur dengan baik.

Selain itu, nilai loss pada data latih dan validasi mengalami penurunan yang stabil selama proses pelatihan. Loss data latih menurun dari 0,74 menjadi 0,09, sedangkan loss data validasi menurun dari 0,52 menjadi 0,06. Penurunan loss yang konsisten serta perbedaan yang relatif kecil antara kurva data latih dan validasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang stabil dan tidak mengalami overfitting dalam mengklasifikasikan kualitas telur ayam.



Gambar 7. *Confusion Matrix*

Evaluasi dilanjutkan menggunakan confusion matrix untuk melihat distribusi klasifikasi benar dan salah pada tiap kelas. Berdasarkan hasil confusion matrix, model mampu mengklasifikasikan kelas putih dengan sangat baik tanpa kesalahan, yaitu seluruh 70 data berhasil diprediksi dengan benar. Pada kelas coklat, terdapat 69 data yang terklasifikasi benar dan 1 data salah diklasifikasi sebagai kelas krem. Sementara itu, pada kelas krem terdapat 67 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 3 data diprediksi sebagai kelas putih. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat kesalahan model sangat rendah dan hanya terjadi pada beberapa data yang memiliki kemiripan karakteristik warna cangkang antar kelas. Secara keseluruhan, model *MobileNetV2* menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik dan stabil dalam mengklasifikasi kualitas telur ayam.

Berdasarkan hasil confusion matrix, model *MobileNetV2* menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik pada seluruh kelas kualitas telur. Tingginya jumlah klasifikasi yang benar pada masing-masing kelas menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik warna cangkang telur secara efektif. Meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, jumlahnya relatif kecil dibandingkan keseluruhan data uji sehingga tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap performa model. Hasil ini membuktikan bahwa arsitektur *MobileNetV2*

mampu menghasilkan proses klasifikasi yang akurat, stabil, dan dapat diandalkan untuk mendukung sistem klasifikasi kualitas telur ayam secara otomatis.

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN *MobileNetV2* mampu mengklasifikasikan kualitas telur ayam secara otomatis melalui citra dengan akurat dan stabil, dengan tingkat akurasi pengujian mencapai 98,10%. Model ini dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam penilaian kualitas telur secara cepat dan objektif. Penerapan metode ini memberikan kontribusi dalam bidang sains dan teknik, khususnya pada pemanfaatan kecerdasan buatan untuk meningkatkan efisiensi dan konsistensi dalam proses inspeksi kualitas produk pangan. Untuk penelitian selanjutnya, sistem dapat dikembangkan ke dalam aplikasi mobile berbasis Android secara real-time sehingga memudahkan penggunaan pada sektor peternakan maupun industri pangan. Selain itu, penelitian berikutnya juga dapat memanfaatkan perangkat IoT kamera untuk proses identifikasi otomatis secara langsung pada lingkungan peternakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Agung Utomo, S. Mulyono, and U. Islam Sultan Agung, "Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi Volume 2, No 3-Februari 2025 e-ISSN: 3025-888X PERBANDINGAN *MOBILENETV2* DAN *DENSENET121* PADA KLASIFIKASI TERUMBU KARANG MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK." Accessed: Jun. 17, 2026. [Online]. Available: <https://doi.org/10.70248/jrsit.v2i3.1844>
- [2] K. Utama Putra, A. Ramadhanu, and S. Arlis, "Identifikasi Varietas Kopi Berdasarkan Analisis Warna dan Tekstur Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 5, no. 5, pp. 1188–1194, Aug. 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v5i5.759.
- [3] R. Anugrah Hermawan, I. Taufik, and Y. A. Gerhana, "Klasifikasi Citra Ras Kucing Berbasis CNN dengan Metode MobileNet-V2," *INTERNAL (Information System Journal)*, vol. 8, no. 1, pp. 70–84, 2025, doi: 10.32627.
- [4] M. H. Rizky Pratama, M. Akrom, A. P. Santosa, M. R. Rosyid, and L. Mawaddah, "Klasifikasi Otomatis Korosi Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning dengan Model *MobileNetV2*," *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 1, pp. 138–148, May 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2182.
- [5] S. S. Rambe, A. Asriyanik, and P. Prajoko, "PENERAPAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS *MOBILENETV2* UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN IKAN NILA," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6744.
- [6] A. C. Hartono and A. R. Muslikh, "Penerapan Transfer Learning *MobileNetV2* Pada Klasifikasi Citra Jenis Buah-Buahan Applying *MobileNetV2* Transfer Learning for Image Classification of Fruit Types," *Journal of Information System and Application Development*, vol. 3, pp. 103–111, 2025, doi: 10.26905/jisad.v3i2.16187.
- [7] Doly Ilham Saputra Huta Julu and Dewi Nurdiah, "KLASIFIKASI SAMPAH ORGANIK DAN NON ORGANIK MENGGUNAKAN TRANSFER LEARNING," *Jurnal Transformatika*, vol. 23, no. 1, pp. 12–29, Jul. 2025, doi: 10.26623/transformatika.v23i1.12201.
- [8] F. Nurdiansyah *et al.*, "PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DETEKSI KUALITAS TELUR AYAM RAS BERDASARKAN WARNA

- CANGKANG,” 2024. Accessed: Jun. 17, 2026. [Online]. Available: <https://doi.org/10.36040/mnemonic.v7i1.8767>
- [9] D. D. Parsaulian, N. Nainggolan, W. W. Kalengkonga, and E. Ketaren, “KLASIFIKASI EMPAT TANAMAN OBAT MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *MOBILENETV2*.” Accessed: Jun. 17, 2026. [Online]. Available: <https://doi.org/10.51351/jtm.13.2.2024780>
- [10] A. C. Hartono and A. R. Muslikh, “Penerapan Transfer Learning *MobileNetV2* Pada Klasifikasi Citra Jenis Buah-Buahan Applying *MobileNetV2* Transfer Learning for Image Classification of Fruit Types,” *Journal of Information System and Application Development*, vol. 3, pp. 103–111, 2025, doi: 10.26905/jisad.v3i2.16187.
- [11] I. I. Khoirunnisa, A. Fadlil, and H. Yuliansyah, “Perbandingan Kinerja *MobileNetV2* dan VGG16 dalam Klasifikasi Penyakit pada Citra Daun Tanaman Cabai,” 2026. Accessed: Jun. 17, 2026. [Online]. Available: <https://doi.org/10.14421/jiska.5075>
- [12] N. Febrian Pujo Leksono, B. Adhi Kusuma, and A. Dwi Riyanto, “Klasifikasi Kultivar Jambu Semarang Menggunakan *MobileNetV2* dengan Pendekatan Transfer Learning,” *Jurnal Algoritma*, vol. 23, no. 1, May 2026, doi: 10.33364/algoritma/v.23-1.3437.
- [13] S. S. Rambe, A. Asriyanik, and P. Prajoko, “PENERAPAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS *MOBILENETV2* UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT KESEGARAN IKAN NILA,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6744.