# KLASIFIKASI KUALITAS TELUR BERDASARKAN KERABANG MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

*Mohamad Rizki Daulima[1], Syahrial[2*], Mohamad Ilyas Abas[3], Widya Eka Pranata[4,] Irawan Ibrahim[5]*
*[1,2,3,4,5], Program Studi Ilmu Komputer Universitas Muhammadiyah Gorontalo*
Coresponding: syahrial@umgo.ac.id
Submitted: 23-01-2025; Accepted: 07-02-2025; Published: 15-02-2025

***ABSTRACT***

Chicken egg quality plays an important role in the livestock industry and agribusiness, both for producers and consumers. This study aims to develop a classification model of chicken egg quality based on shells using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The research data consists of 1520 egg images categorized into three quality classes: Premium, Good, and Poor. The CNN model was designed to extract important features from egg shell images, such as texture, color, and cleanliness. The dataset was divided into training and test data with varying proportions, while the images were processed through augmentation techniques to increase data diversity. Training results showed that the model achieved the highest accuracy of 99.56% on test data with image size parameters of 224x224 pixels and number of epochs of 50. Performance evaluation using confusion matrix resulted in consistently high precision, recall, and F1-score values in all classes. This research proves that the CNN method is able to classify the quality of chicken eggs with high accuracy, so it has the potential to help the livestock industry in the process of automating egg quality assessment.

*Keywords: Chicken egg quality, CNN, Digital image processing, data augmentation, confusion matrix.*

**ABSTRAK**

Kualitas telur ayam memainkan peran penting dalam industri peternakan dan agribisnis, baik untuk produsen maupun konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi kualitas telur ayam berdasarkan kerabang dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Data penelitian terdiri dari 1520 citra telur yang dikategorikan menjadi tiga kelas kualitas: Premium, Baik, dan Kurang Baik. Model CNN dirancang untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar kerabang telur, seperti tekstur, warna, dan kebersihan. Dataset dibagi menjadi data latih dan uji dengan proporsi yang bervariasi, sedangkan citra diolah melalui teknik augmentasi untuk meningkatkan keberagaman data. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,56% pada data pengujian dengan parameter ukuran citra 224x224 piksel dan jumlah epoch 50. Evaluasi kinerja menggunakan confusion matrix menghasilkan nilai precision, recall, dan F1-score yang konsisten tinggi pada semua kelas. Penelitian ini membuktikan bahwa metode CNN mampu mengklasifikasikan kualitas telur ayam dengan akurasi tinggi, sehingga berpotensi membantu industri peternakan dalam proses otomatisasi penilaian kualitas telur.

***Kata Kunci**: Kualitas telur ayam, CNN, pengolahan citra digital, augmentasi data, confusion matrix.*

.

## 1. PENDAHULUAN

Telur ayam merupakan salah satu komoditas bahan pangan yang paling banyak disukai oleh masyarakat. Telur juga mudah untuk didapatkan dengan harga terjangkau murah. Karena telur memiliki kandungan nutrisi sangat tinggi yang dibutuhkan oleh tubuh. Penentuan kualitas telur dapat dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal. Secara umum, kualitas telur yang bagus mempunyai permukaan yang lembut, bentuk yang bagus dan tidak retak. Selain itu kualitas telur bisa dilihat dari adanya bercak darah, kulit telur yang retak, dan telur yang terindikasi busuk[1]. Kualitas telur merupakan karakteristik yang menentukan kesegaran telur itu sendiri. Telur mudah mengalami penurunan kualitas yang disebabkan oleh kesalahan manusia, kontaminasi mikroba, penguapan air, suhu penyimpanan, tempat penyimpanan, serta kerusakan fisik pada telur[2].

Telur memiliki beberapa sifat yang dapat mempengaruhi kualitas telur, seperti kerapuhan yang tinggi dan penampilan yang spesifik, produk ini mengalami bermacam – macam cacat pada berbagai tahap produksinya. Cacat pada telur dapat menyebabkan penurunan kualitas produk dan merupakan bentuk ketidakpatuhan standar kesehatan. Salah satu contoh cacat pada telur dapat dilihat dari keretakan kerabang telurnya. Adanya keretakan pada kerabang telur bisa menimbulkan banyak masalah. Karena retakan pada kerabang telur, bisa dapat menyebabkan masuknya bakteri *salmonella* ke dalam telur. Di sisi lain, telur sangat mudah pecah dikarenakan daya tahan telur sangatlah lemah oleh kekuatan asing, kemungkinan besar telur pecah karena proses pada saat pemindahan atau pada saat pengiriman ke konsumen. Identifikasi kualitas telur merupakan aspek penting dalam

industri peternakan dan agribisnis. Kualitas telur tidak hanya mempengaruhi kesehatan konsumen tetapi juga berdampak pada keuntungan peternak.

Untuk mengatasi kelemahan ini, salah satu solusi dalam mengidentifikasi kualitas telur, yaitu dengan menggunakan citra digital. Teknologi yang sedang berkembang pesat saat ini adalah pengolahan citra digital, dimana penggunaan pengolahan citra digital sudah digunakan dalam berbagai jenis aplikasi dalam *computer vision*. Berbagai teknik pengolahan citra yang sudah digunakan saat ini yaitu, digunakan dalam *robotic*, pengklasifikasian objek, *medical visualization*, *human computer interface*[1]. Maka dari ini, identifikasi kualitas telur akan menggunakan pengolahan citra digital karena telur sangatlah penting untuk kualitasnya. Kualitas segar sebuah telur umumnya ditentukan oleh keadaan cangkangnya, termasuk warna dan kebersihannya[3].

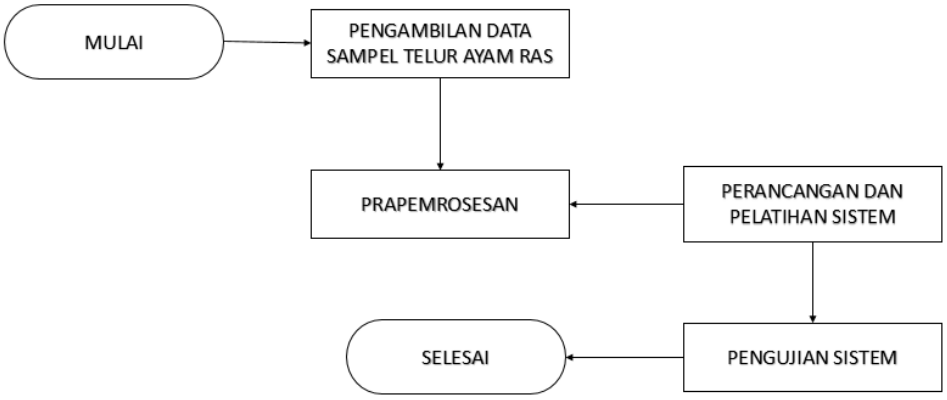
Penelitian [4], dilakukan upaya identifikasi kualitas telur ayam berbasis pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan mendapatkan hasil akurasi 94,17%. Adapun deteksi kualitas telur ayam berdasarkan bentuk dan tekstur menggunakan metode *k- means clustering* mendapatkan hasil akurasi 90,83% dari klasifikasi bentuk telur. Dan hasil akurasi dari tekstur telur mendapatkan 80,83% [5]. Serta klasifikasi kualitas telur berdasarkan ukuran menggunakan metode knn mendapatkan tingkat akurasi 88,8%[6]. Dalam penelitian lain tentang penerapan algoritma *convolutional neural network* dalam klasifikasi telur ayam fertil dan infertil berdasarkan hasil candling mendapatkan hasil nilai akurasi 98% [7]. Banyak penelitian bahkan sebelumnya tentang IoT untuk pemberian pakan ikan [8] dan juga pengolahan citra beberapa penyakit seperti jagung [9][10]. Berdasarkan penjelasan di atas maka dalam hal ini, ingin dibuktikan tingkat akurasi kualitas telur ayam berdasarkan kerabang telur dengan judul "identifikasi kualitas telur ayam berdasarkan kerabang menggunakan metode *convolutional neural network* (CNN)". Dalam implementasi metode cnn ini diharapkan mendapatkan hasil yang sesuai, agar bisa dimanfaatkan oleh masyarakat terutama untuk peternak telur ayam sehingga dapat lebih mudah dalam pemilihan kualitas telur sebelum dikonsumsi maupun diedarkan di pasar.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan di Kandang Ayam Abdilah, Desa Dumati, Jl. Gorontalo Outer Ring Road, Kecamatan Telaga, Kabupaten Gorontalo, menggunakan metode wawancara dan observasi untuk pengumpulan data. Data yang dikumpulkan terbagi menjadi data primer dan data sekunder.

a) Data Primer, yang diperoleh melalui wawancara dan observasi langsung dengan pegawai kandang untuk mendapatkan informasi terkait kualitas telur.
b) Data Sekunder, yang berasal dari jurnal, buku, dan referensi lain yang relevan dengan penelitian ini.

2.1. ***Tahapan Penelitian***




*Gambar 1 Tahapan penelitian*

Berdasarkan Gambar 1, tahapan penelitian dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan 1.520 citra telur ayam ras yang diambil dari berbagai sumber dengan kamera ponsel beresolusi 64 megapiksel. Citra telur dikategorikan berdasarkan kualitas kerabang menjadi tiga kategori: 600 citra telur kualitas premium, 600 citra kualitas baik, dan 320 citra kualitas kurang baik. Pengambilan gambar dilakukan dari sisi atas telur dengan latar belakang putih untuk menjaga konsistensi. Sampel dipilih secara acak dan representatif untuk mencerminkan variasi kualitas telur di pasar, sehingga data dapat memberikan gambaran akurat mengenai perbedaan kualitas telur.
2. Data telur yang sudah dikumpulkan diproses lebih lanjut sehingga siap digunakan pada penelitian ini. Setelah data telur terkumpul, langkah selanjutnya adalah melakukan pemrosesan data agar siap digunakan dalam penelitian ini. Proses tersebut meliputi beberapa tahap penting seperti pengecekan kualitas gambar, pengubahan ukuran citra, dan normalisasi data untuk memastikan setiap citra memiliki keseragaman yang diperlukan untuk proses pelatihan model. Selain itu, beberapa citra yang tidak memenuhi kriteria kualitas, seperti gambar yang buram atau terlalu gelap, akan dibuang atau diperbaiki agar data yang digunakan dalam pelatihan memiliki kualitas terbaik dan relevan untuk analisis selanjutnya.
3. Sistem ini dirancang menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network, kemudian dilatih dengan data sampel citra telur yang tersedia. Untuk membangun sistem ini, digunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan salah satu teknik machine learning yang paling efektif dalam pengolahan citra. CNN dirancang untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar secara otomatis, seperti bentuk dan tekstur telur, yang digunakan untuk mengidentifikasi kualitas telur tersebut. Setelah arsitektur sistem dibangun, model kemudian dilatih menggunakan data sampel citra telur yang telah diproses sebelumnya. Proses pelatihan ini melibatkan optimisasi parameter model agar dapat mengenali pola-pola dalam gambar yang berkaitan dengan kualitas telur.
4. Sistem yang sudah dirancang dan dilatih kemudian akan diuji untuk memastikan kinerjanya. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah sistem sudah berjalan sesuai harapan. Setelah tahap pelatihan selesai, sistem yang telah dirancang dan dilatih akan memasuki tahap pengujian. Pada tahap ini, sistem akan diuji dengan menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model untuk mengevaluasi kinerjanya. Pengujian bertujuan untuk memastikan apakah model dapat mengklasifikasikan kualitas telur dengan akurat, serta apakah prediksi yang dihasilkan sesuai dengan hasil yang diharapkan. Selain itu, pengujian ini juga memberikan gambaran tentang sejauh mana sistem dapat diimplementasikan di dunia nyata, dengan mengukur akurasi, presisi, dan recall dari sistem dalam mengidentifikasi kualitas telur berdasarkan gambar yang tersedia.

***Pembagian Dataset***

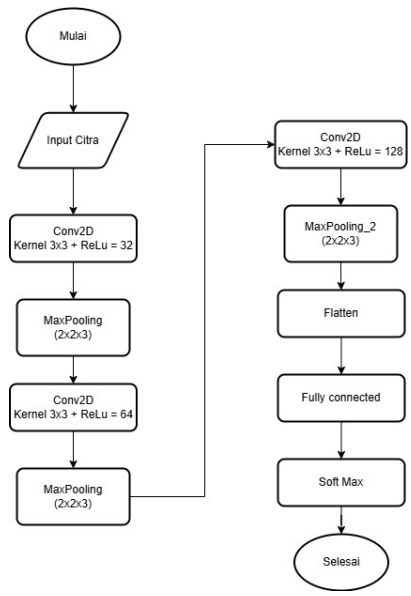
Gambar yang akan digunakan sebagai dataset Training dan Testing berukuran 224 x 224 piksel. Data yang digunakan dibagi menjadi 2, yaitu proporsi data training yang digunakan adalah 70%, sedangkan untuk proporsi data testing yang digunakan adalah 30%. Ukuran citra yang akan digunakan untuk citra latih dan citra uji menjadi (224x224) piksel. Berikut pembagian dataset yang digunakan terdapat pada tabel 1.

*Tabel 1 Pembagian Dataset*

| Ukuran Citra | Pembagian Data | |
|---|---|---|
| | Data Latih | Data Uji |
| | 90% | 10% |
| 224 x 224 | 80% | 20% |
| | 70% | 30% |
| | 60% | 40% |
| | 50% | 50% |

***Model Klasifikasi CNN***

Pada tahap ini, sistem akan melakukan pelatihan dataset telur berdasarkan kerabang menggunakan CNN. Dalam hal ini untuk membandingkan nilai akurasi berdasarkan gambarnya agar mendapatkan hasil model yang optimal. Tujuannya agar dapat membandingkan nilai akurasi berdasarkan gambar. Berikut rancangan dengan menggunakan convolutional neural network (CNN) yang digunakan dalam penelitian ini:




*Gambar 2 model klasifikasi cnn*

Berikut penjelasan model klasifikasi cnn pada gambar 2:

1. Gambar input berukuran 224x224 piksel yang digunakan adalah hasil dari teknik augmentasi. Sebuah gambar dengan ukuran piksel 224x224, sementara saluran RGB (merah, hijau, dan biru) dilambangkan dengan angka 3.
2. Selanjutnya masuk pada proses konvolusi pertama. Lapisan convolutional pertama bertujuan untuk mengekstraksi fitur awal dari citra. Kernel 3x3: Sebuah filter persegi berukuran 3x3 yang akan melintasi

seluruh citra untuk menghitung fitur lokal. Kernel ini mendeteksi pola sederhana seperti garis, tepi, atau sudut. ReLU (Rectified Linear Unit): Fungsi aktivasi ReLU digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas pada model. Fungsi ini mengubah semua nilai negatif menjadi nol dan mempertahankan nilai positif, membantu jaringan belajar pola kompleks. Output 32 filter Pada lapisan ini, model menghasilkan 32 peta fitur (feature maps), yang masing-masing mewakili pola tertentu yang ditemukan di citra input.

3. Lapisan MaxPooling digunakan untuk menyederhanakan representasi data dengan mengambil nilai maksimum dari setiap patch berukuran 2x2x3 pada peta fitur. Fungsi lapisan maxpooling yaitu, Mengurangi dimensi data, sehingga mempercepat komputasi di lapisan berikutnya. Memperkenalkan translational invariance, sehingga model tetap dapat mengenali fitur meskipun posisinya sedikit bergeser. Hasil Output dari MaxPooling ini adalah peta fitur dengan dimensi yang lebih kecil, namun mempertahankan fitur-fitur penting.
4. Lapisan convolutional kedua menggunakan kernel 3x3 yang sama untuk ekstraksi fitur, tetapi kali ini menghasilkan 64 filter. Fungsi: Menangkap pola yang lebih kompleks dibandingkan lapisan sebelumnya, seperti pola bentuk objek atau tekstur. Dengan menambah jumlah filter, model dapat mempelajari berbagai pola dalam data.
5. Lapisan pooling kedua diterapkan lagi, dengan patch berukuran 2x2x3. Seperti sebelumnya, tujuan utama adalah menyederhanakan data dengan mempertahankan atribut terpenting sekaligus mengurangi ukuran data untuk efisiensi komputasi.
6. Lapisan konvolusi ketiga menggunakan ukuran kernel yang sama (3x3) tetapi kali ini memiliki 128 filter. fungsi: Pada saat ini, model berkonsentrasi pada pengambilan pola yang jauh lebih kompleks, seperti komposisi umum objek. Efek: Dengan menambahkan lebih banyak filter, model dapat memahami representasi data yang lebih abstrak dan kompleks.
7. Teknik pooling ketiga digunakan untuk lebih mengurangi dimensi peta fitur. Keuntungannya termasuk mencegah overfitting dengan menyederhanakan data dan menjamin bahwa model berkonsentrasi pada pola-pola yang signifikan.
8. Flatten
   Karena lapisan fully connected bekerja dengan data dalam bentuk vektor daripada matriks, tahap ini mengubah feature map, yang dalam bentuk matriks, menjadi vektor satu dimensi. Tujuannya adalah untuk berfungsi sebagai input untuk lapisan fully connected.
9. Fully Connected
   Lapisan ini adalah bagian terakhir dari jaringan sebelum menghasilkan output akhir. Fungsi ini Menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya sepenuhnya untuk menggabungkan informasi yang telah dipelajari. Lapisan ini biasanya terdiri dari sejumlah neuron yang sesuai dengan jumlah kelas dalam masalah klasifikasi. Proses Model melakukan perhitungan linier dan menggabungkan semua fitur yang diekstraksi untuk membuat prediksi.
10. Soft Max
    Lapisan output menggunakan fungsi aktivasi SoftMax. Fungsi ini mengubah skor mentah (logit) menjadi probabilitas sedemikian rupa sehingga jumlahnya sama dengan 1 dan setiap nilai berada di antara 0 dan 1. Untuk setiap kelas, probabilitas ini menunjukkan tingkat kepercayaan model.

### *Confusion Matrix*

Pada pengukuran akurasi, evaluasi model dilakukan untuk mengetahui seberapa tepat model dalam mengklasifikasi kualitas telur berdasarkan kerabang. Evaluasi ini menggunakan metode confusion matrix yang memanfaatkan tabel matrix untuk menggambarkan kinerja model berdasarkan data uji yang diprediksi benar atau tidak benar. Prediksi yang dihasilkan oleh sistem kemudian dimasukan ke dalam tabel matrix tersebut, yang akan memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi dengan membandingkan nilai aktual data dengan nilai prediksi sistem.

*Tabel 2 confusion matrix*

| Matrix | Nilai Prediksi | | |
|---|---|---|---|
| | Premium | Baik | Kurang Baik |
| Nilai Akurasi | 30 | 2 | 1 |
| | 1 | 32 | 1 |
| | 10 | 5 | 18 |

Berdasarkan tabel 2 maka dalam hal ini, untuk menghitung nilai akurasi pada confusion matrix dapat digunakannya rumus akurasi sebagai berikut:

$$akurasi = \frac{jumlah\ nilai\ aktual\ dan\ nilai\ prediksi\ benar}{jumlah\ data} \times 100\%$$

Dapat diketahui:

- TP (jumlah nilai aktual dan nilai prediksi benar) = 30+32+18
- Jumlah data = 100

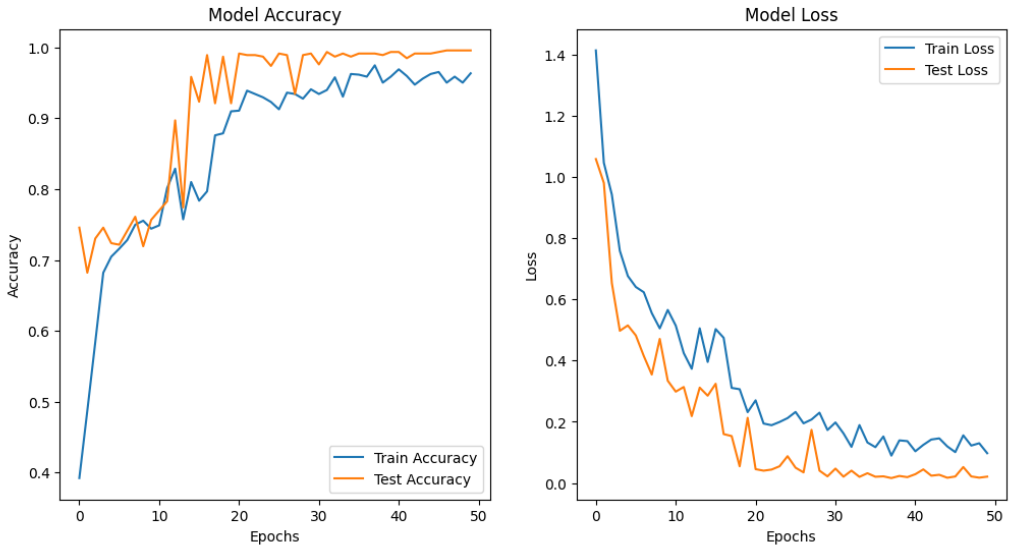
Sehingga untuk menghitung nilai akurasi dari model klasifikasi berdasarkan tabel 3, yaitu:

$$akurasi = \frac{30 + 32 + 18}{100} \times 100\% = 80\%$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### *Hasil Proses Pengujian*

Pada proses pengujian parameter yang digunakan untuk mengukur akurasi meliputi ukuran gambar, yaitu (224 x 224) serta menggunakan nilai epoch 50. Hasil dari proses pengujian ini adalah sebagai berikut:
Berdasarkan gambar 3 dan 4 tersebut, menunjukan akurasi dan loss model selama proses pelatihan dan pengujian untuk setiap epoch. Berikut adalah penjelasan untuk masing – masing grafik:




*Gambar 3 hasil pengujian*

```
Epoch 50/50
34/34 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 19s 291ms/step - accuracy: 0.9635 - loss: 0.1041 - val_accuracy: 0.9956 - val_loss: 0.0208
```

*Gambar 4 hasil proses pengujian*

a) Model *Accuracy*

Garis biru (*Train Accuracy)* menggambarkan akurasi mode pada data pelatihan. Akurasi meningkat tajam selama beberapa epoch pertama, kemudian stabil mendekati angka 1 atau 100% seiring bertambahnya epoch. Adapun Garis Oranye (*Test Accuracy)* menggambarkan akurasi model pada data pengujian. Akurasi juga meningkat secara signifikan pada awal pelatihan, kemudian stabil di angka yang sangat tinggi sekitar 0.9956 atau 99.56%. Ini menunjukan bahwa model memiliki performa yang sangat baik pada data pengujian.

b) Model *Loss*

Garis biru menunjukan nilai kesalahan (*Loss*) pada data pelatihan. *Loss* turun secara drastis pada epoch awal, lalu berkurang perlahan hingga mencapai nilai yang sangat kecil sekitar (0.001). ini berarti model semakin baik memprediksi data pelatihan. Dan dimana untuk Garis Oranye *(Test Loss)* berdasarkan hasil grafik di atas menunjukan loss pada data pengujian. Sama seperti *train loss, test loss* juga menurun drastis di awal, lalu stabil di nilai yang sangat rendah. Ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya belajar pada data pelatihan, tetapi juga dapat memprediksi dara pengujian dengan baik.

*Tabel 3 hasil prediksi confusion matrix*

| Matriks | | Prediksi | | |
|---|---|---|---|---|
| | | Premium | Baik | Kurang |
| Actual class | Premium | 177 | 0 | 0 |
| | Baik | 0 | 176 | 0 |
| | Kurang | 0 | 2 | 101 |

Berdasarkan tabel 3 hasil prediksi confusion Matrix, model menunjukan tingkat akurasi yang tinggi, terutama pada kategori (premium), dimana semua sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa kesalahan. Pada kategori (Baik), model mengklasifikasikan 176 sampel benar. Sementara itu, pada kategori (Kurang), 101 sampel diklasifikasikan dengan benar, tetapi terdapat 2 sampel dari kategori "Kurang" yang salah diklasifikasikan sebagai "Baik". Secara keseluruhan, model memiliki performa klasifikasi yang stabil dan akurat, dengan kesalahan hanya terjadi pada kategori "Kurang", kemungkinan akibat kemiripan fitur diantara kedua kategori.

*Tabel 4 Evaluasi matriks*

| | precision | recall | F1- score |
|---|---|---|---|
| Premium | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| Baik | 0.99 | 1.00 | 0.99 |
| Kurang | 1.00 | 0.98 | 0.99 |

Berdasarkan tabel 4, Model memiliki performa yang sangat baik dengan akurasi tinggi (99.56%) dan F1-Score sempurna pada sebagian besar kelas.

Penelitian ini menggunakan metode convolutional neural network (cnn) untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam berdasarkan kerabang, dengan tiga kategori kualitas: premium, baik, dan kurang baik. Cnn terbukti

efektif untuk ekstraksi fitur penting seperti tekstur, warna, dan kebersihan dari kerabang telur. Model berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,56% pada pengujian dengan ukuran gambar 224x224 piksel dan jumlah epoch 50, menunjukkan performa yang sangat baik. Evaluasi menggunakan confusion matrix menghasilkan precision, recall, dan f1-score yang tinggi di semua kelas, dengan kesalahan klasifikasi minimal pada kategori "kurang baik" yang kemungkinan akibat kemiripan fitur visual antar kategori. Pengaruh parameter ukuran gambar: ukuran 224x224 piksel memberikan hasil terbaik karena memungkinkan model menangkap detail visual yang lebih banyak dibanding ukuran yang lebih kecil. Jumlah epoch: epoch 50 memberikan keseimbangan yang optimal antara akurasi dan risiko overfitting, membantu model mempelajari pola dengan baik tanpa kehilangan generalisasi. Metode cnn menunjukkan hasil yang menjanjikan untuk klasifikasi kualitas telur ayam dan memiliki potensi untuk diimplementasikan secara praktis dalam skala industri, meskipun pengembangan lebih lanjut diperlukan untuk mengatasi kesalahan pada kategori tertentu dan memperluas aplikasi sistem.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, metode Convolutional Neural Network (CNN) terbukti efektif untuk klasifikasi kualitas telur ayam berdasarkan kerabang dengan tiga kategori: Premium, Baik, dan Kurang Baik. Penelitian ini menggunakan dataset 1520 citra dengan proses augmentasi data, menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 99,56% pada data pengujian dengan ukuran gambar 224x224 piksel dan 50 epoch. Evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan precision, recall, dan F1-score yang konsisten tinggi. Temuan ini menunjukkan bahwa CNN memiliki potensi besar untuk membantu proses otomatisasi penilaian kualitas telur ayam dalam industri peternakan dan agribisnis.

## DAFTAR PUSTAKA


[1] E. A. Widyatama, C. Rahmad, and E. Rohadi, "Aplikasi Penentuan Tingkat Kualitas Telur Ayam Berdasarkan Warna Dan Tekstur Citra Kerabang Dengan Metode Hue, Saturation, Value," *J. Inform. Polinema*, vol. 6, no. 1, pp. 9–14, 2020, doi: 10.33795/jip.v6i1.286.

[2] A. Y. Kulikov and I. V. Novikov, "Identifikasi Kualitas Internal Telur Dan Faktor Penurunan Kualitas Selama Penyimpanan," *Pharmacoeconomics theory Pract.*, vol. 5, no. 1, pp. 84–84, 2021, doi: 10.30809/phe.1.2017.21.

[3] M. N. Y. Maulidin Yusuf, I. P. Ramadhani, and A. B. Kaswar, "Identifikasi Kualitas Telur Ayam Berbasis Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. Embed. Syst. Secur. Intell. Syst.*, vol. 2, no. 1, p. 33, 2021, doi: 10.26858/jessi.v2i1.20314.

[4] R. Aprillyano, A. Sanjaya, and D. W. Widodo, "Klasifikasi Kualitas Telur Ayam Menggunakan Metode K-Means Clustering," pp. 41–46, 2022, [Online]. Available: http://repository.unpkediri.ac.id/6334/%0Ahttp://repository.unpkediri.ac.id/6334/3/RAMA_55201_18103020097_0706118101_0720117501_01_front_ref.pdf

[5] M. Sholihin, "Implementasi K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Grade Telur Ayam Ras Berdasarkan Ukuran," *Inf. J. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 4, no. 2, 2019, doi: 10.25139/inform.v4i2.1760.

[6] M. R. Firdaus, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network dalam Klasifikasi Telur Ayam Fertil dan Infertil Berdasarkan Hasil Candling," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 563, 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.8556.

[7] N. Rahmawati and A. C. Irawan, "Pengaruh Penambahan Herbafit Dalam Pakan Terhadap Kualitas Fisik Telur Ayam Ras Petelur," *J. Nutr. Ternak Trop.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–14, 2021, doi: 10.21776/ub.jnt.2021.004.01.1.

[8] B. I. Mahendra, M. I. Abas, W. E. Pranata, I. Komputer, and U. M. Gorontalo, "Rancang bangun pengaturan pakan ikan nila berbasis internet of things," no. February, pp. 20–35, 2025.

[9] M. I. Abas, Syafruddin Syarif, Ingrid Nurtanio, and Zulkifli Tahir, "Comparison of Convolutional Neural Network Methods for the Classification of Maize Plant Diseases," *Regist. J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 46–59, Mar. 2024, doi: 10.26594/register.v10i1.3656.

[10] M. I. Abas, S. Syarif, I. Nurtanio, and Z. Tahir, "Detection of corn plant diseases using convolutional neural network: A review," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2952, no. 1, p. 40001, Jul. 2024, doi: 10.1063/5.0211960.