

PENERAPAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* UNTUK DETEKSI KUALITAS TELUR AYAM RAS BERDASARKAN WARNA CANGKANG

Firman Nurdyansyah¹, Shaifany Fatriana Kadir², Ismail Akbar³, Lionardi Ursaputra⁴

^{1,2} Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Widyagama Malang

⁴ Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang

³ Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
firmannurdyansyah@widyagama.ac.id

ABSTRAK

Sebelum dijual atau dikonsumsi, telur ayam harus dievaluasi untuk kualitasnya, terutama dari segi warna dan kondisi cangkangnya. Dalam penelitian ini, digunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan warna cangkang telur ayam. Dengan penggunaan CNN diharapkan dapat mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dapat mengklasifikasikan kualitas telur ayam secara akurat dengan memberikan rekomendasi parameter yang optimal untuk mencapai performa terbaik. Dataset terdiri dari 120 butir telur yang dibagi menjadi tiga kategori: coklat, krem, dan putih. Pengolahan data melibatkan preprocessing image dengan teknik enhancement data untuk memperluas variasi data tanpa kehilangan informasi penting. Selama pengujian, tiga parameter utama dievaluasi: optimizer (Adam, SGD, RMSprop), learning rate (0.01, 0.001, 0.0001), dan epoch (20, 50, 100). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi terbaik untuk performa optimal adalah dengan menggunakan Adam optimizer, learning rate 0,01, dan 100 epoch. Rasio data 80:20 memberikan hasil terbaik, menekankan pentingnya proporsi data yang baik dalam pembentukan model yang akurat. Analisis parameter learning rate menunjukkan bahwa nilai 0.01 memberikan performa terbaik untuk semua proporsi data, sementara hasil terbaik pada nilai epoch diperoleh dengan 100 epoch untuk semua proporsi data. Dengan demikian, penelitian ini menegaskan bahwa CNN efektif dalam mengklasifikasikan kualitas telur berdasarkan warna cangkang, yang dapat memberikan kemudahan bagi pedagang dan peternak telur dalam memilih telur berkualitas.

Keyword : *klasifikasi, deep learning, CNN, telur ayam,*

1. PENDAHULUAN

Telur ayam merupakan bahan pangan hewani yang mudah diperoleh, terjangkau harganya, dan menjadi makanan pokok yang populer di Masyarakat [1]. Kandungannya yang kaya seperti protein, karbohidrat, kalori, kalsium dalam putih telur, serta vitamin, mineral, dan zat karotenoid dalam kuning telur menjadikannya pilihan bergizi bagi kesehatan tubuh [2]. Dikenal sebagai sumber nutrisi yang baik, telur ayam mudah ditemukan di berbagai tempat, memberikan manfaat bagi beragam lapisan masyarakat.

Artinya telur ayam merupakan lauk yang sangat diminati, dengan permintaan domestik sebesar 4.895 ribu ton di Indonesia pada tahun 2020 dan ekspor sebanyak 5.522 Kg ke Burma (Myanmar) dari Januari hingga Mei 2021 [3]. Tingginya permintaan ini menandakan pentingnya proses pemilahan telur sebelum didistribusikan dan dijual, karena kuantitas yang besar memerlukan metode pengelolaan yang ketat untuk memastikan kualitas yang baik sebelum sampai ke konsumen.

Dua aspek utama telur ayam dapat menentukan kualitasnya: bagian dalam (putih, kuning, dan kantong kulit) dan bagian luar (warna, bentuk, dan kebersihan) [4]. Menurut Muchtadi, dkk dalam penelitian Djaelani, telur rentan terhadap penurunan kualitas karena kerusakan fisik serta hilangnya air dan berbagai zat kimia penting seperti karbondioksida, ammonia, nitrogen, dan hidrogen

sulfida dari dalam telur [5]. Hal ini menunjukkan pentingnya pengawasan terhadap kedua aspek tersebut untuk memastikan kualitas telur yang dijual kepada konsumen tetap optimal.

Tidak semua telur ayam memiliki kualitas yang sesuai untuk dikonsumsi, sehingga diperlukan kehati-hatian saat memilihnya sebelum diolah menjadi makanan. Umumnya, penilaian kualitas telur ayam yang baik dapat dilakukan dengan memperhatikan kondisi cangkang telur. Selain itu, pengamatan internal telur dapat dilakukan dengan cara memecahnya, namun hal ini membutuhkan waktu dan mungkin tidak efisien. [6]. Maka dari itu, memahami kualitas telur menjadi penting. Kualitas segar sebuah telur umumnya ditentukan oleh keadaan cangkangnya, termasuk warna dan kebersihannya.

Penelitian Bacheramsyah, T.F. [7], dilakukan upaya identifikasi kualitas telur ayam berdasarkan ketebalan telur kuning dan putih menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT) serta algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 83,63%. Namun, proses pengamatan citra telur dalam penelitian tersebut masih dilakukan secara manual dengan cara menghancurkan telur yang terleburkan. Sebagai tambahan, terdapat penelitian lain yang menunjukkan klasifikasi kualitas telur secara invasif menggunakan teknik KNN dan berhasil mencapai akurasi 80% pada perangkat Android [8].

Selain itu, penelitian 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]. Ada kemungkinan bahwa hasil klasifikasi telur berdasarkan kebersihan cangkang telur sangat dipengaruhi oleh metode pengolahan citra digital, menurut penelitian yang dilakukan oleh Maimunah dan Rokhman.

Dalam penelitian lain tentang klasifikasi kualitas telur ayam yang dilakukan oleh Pratama [3] *Convolutional Neural Network* (CNN) telah digunakan untuk klasifikasi gambar telur ayam dengan sangat baik untuk mengevaluasi kondisi fisik dan warna cangkang. Dalam pengujian, model CNN yang dimodifikasi dengan parameter terbaik menunjukkan tingkat akurasi training sebesar 79% dan akurasi validasi sebesar 90%. Hasil dari *Classification Report* juga memperlihatkan nilai *precision* sebesar 67%, *recall* sebesar 75%, dan *F1-Score* sebesar 71%, memberikan gambaran yang komprehensif tentang performa model dalam mengklasifikasikan kualitas telur berdasarkan atribut yang ditetapkan.

Menurut penjabaran di atas, penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menyelesaikan masalah kualitas telur ayam ras yang berkaitan dengan warna cangkangnya. Sehingga penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dapat mengklasifikasikan kualitas telur ayam secara akurat berdasarkan warna cangkangnya. Dengan demikian, hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam memudahkan peternak dan pedagang telur dalam memilih telur yang diinginkan, serta meningkatkan kesadaran akan pentingnya kualitas telur dalam aspek nutrisi dan kesegarannya bagi masyarakat secara keseluruhan, dengan mengevaluasi efektivitas penggunaan CNN dan memberikan rekomendasi parameter yang optimal untuk mencapai performa terbaik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kualitas Telur Ayam

Telur ayam, sebagai sumber makanan yang sangat umum, harus melewati tahap penilaian kualitas sebelum dapat dijual dan dikonsumsi. Penilaian ini terbagi menjadi dua aspek utama: penilaian eksterior dan interior telur. Fokus dari penelitian ini terpusat pada penilaian kualitas eksterior, yang mencakup kondisi, warna, dan ukuran cangkang telur. Cangkang telur memiliki peran penting sebagai pelindung struktural bagi kandungan telur. Retakan atau ketidaknormalan

pada cangkang dapat berdampak pada lapisan-lapisan telur lainnya. Cangkang yang retak dapat memungkinkan masuknya mikroorganisme berbahaya yang berpotensi merusak kandungan telur [9], [10], [11].

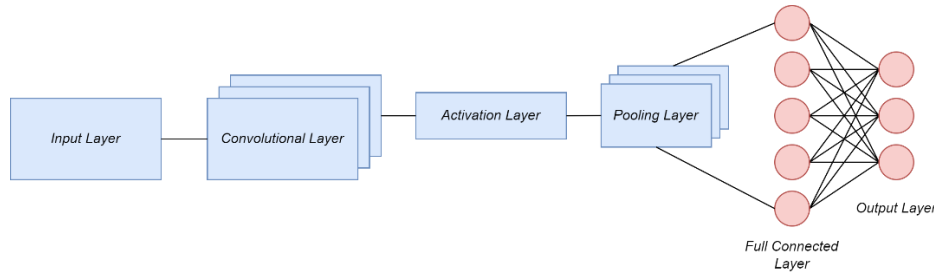
Sementara itu, warna cangkang menjadi indikator penting. Variasi warna, seperti coklat pucat (krem), coklat tua, dan putih, dapat menjadi petunjuk mengenai umur telur atau mengindikasikan adanya kelainan yang disebabkan oleh kondisi kesehatan ayam petelur [11],[6]. Umumnya, semakin terang warna cangkang, semakin rendah kualitas telur tersebut. Dalam proses penilaian kualitas telur berdasarkan cangkangnya, pemahaman akan kondisi fisik cangkang yang utuh dan warna yang cerah menjadi kunci penting. Hal ini membantu dalam memastikan perlindungan terhadap isi telur dari kemungkinan kontaminasi mikroba dan memberikan indikasi awal terkait umur atau kesehatan ayam petelur, memudahkan seleksi telur berkualitas bagi konsumen.

Dalam penilaian kualitas telur, fokus utama adalah pada penentuan kondisi fisik dan warna cangkang sebagai penentu kualitas telur. Warna cangkang merupakan indikator penting dalam menentukan kualitas telur, dimana coklat sering menjadi standarnya. Telur dengan cangkang yang hampir berwarna putih atau coklat muda seringkali memiliki kualitas yang buruk [9]. Semakin terang warna cangkangnya, semakin rendah kualitas telurnya.

2.2. Convolutional Neural Network

CNN yang banyak digunakan pada data gambar, diinspirasi oleh proses biologis di mana pola hubungan antar *neuron* mirip dengan organisasi korteks visual hewan. Mempelajari apa yang sebenarnya terjadi di lapisan tersembunyi jaringan syaraf tiruan adalah tujuan awal pengembangan *Deep Learning* [12]. Gambar 1 menunjukkan arsitektur umum CNN, yang terdiri dari empat lapisan utama: *convolution*, *activation*, *pooling*, dan *full-connected layer* [3]. CNN melakukan inisialisasi, *feedforward*, *backpropagation*, dan pembaruan bobot. Gambar biner digunakan sebagai *input* data dan klasifikasi telur ayam ras dihasilkan.

Dalam *Convolutional Neural Network*, tahap inisialisasi terdiri dari dua komponen penting: inisialisasi parameter dan inisialisasi bobot. Inisialisasi parameter melibatkan penetapan nilai maksimum *epoch*, rasio pembelajaran, dan nilai *error minimum*. Di sisi lain, inisialisasi bobot melibatkan penetapan nilai awal pada bobot dan bias di berbagai lapisan, termasuk lapisan *filter convolution*, lapisan tersembunyi, dan lapisan penuh terhubung. Metode H digunakan untuk mengatur semua nilai bobot. [13].



Gambar 1. Arsitektur Umum CNN.

Proses *feedforward* diterapkan pada CNN dari awal *input* hingga melewati *convolution*, *activation*, *pooling*, dan *layer* yang benar-benar terhubung, sesuai dengan Gambar 1.

Pada lapisan konvolusi, operasi konvolusi dilakukan antara matriks gambar *input* dan matriks *filter*. Untuk menghasilkan keluaran raster peta fitur, filter ini akan digeser pada permukaan gambar. Persamaan (1) dapat digunakan untuk menghasilkan peta fitur.

$$n_{out} = \left(\frac{n_{in} - k + 2p}{s} \right) + 1 \quad (1)$$

Dimana pada Persamaan (1) n_{out} merupakan ukuran *feature map*. n_{in} ukuran matriks masukan, k ukuran matriks filter, p ukuran padding dan s *stride*. Adapun persamaan dari *convolutional layer* pada Persamaan (2).

$$FM[i]_{j,k} = \left(\sum_m \sum_n N_{[j-m, k-n]} F_{m,n} \right) + bF \quad (2)$$

Pada persamaan (2), $FM[i]$ matriks *feature map* ke- i , N matriks citra *input*, F matriks filter *convolutional*, bF nilai bias pada filter, j, k Posisi piksel pada matriks citra *input*, dan m, n Posisi piksel pada matriks filter *convolutional*.

Setelah *convolution*, langkah berikutnya adalah memulai fungsi aktivasi dengan menggunakan fungsi *Rectified Linear Unit* (ReLU). Fungsi ReLU akan memasukkan setiap piksel dari *feature map*. Nilai piksel yang kurang dari 0 akan diganti dengan 0, berdasarkan rumus $f(x) = \max(0, x)$.

Mengurangi ukuran peta fitur (*feature map*) adalah tujuan dari proses *layer pooling* dalam *Convolutional Neural Network*. *Max pooling* adalah metode pooling yang sering digunakan di mana nilai

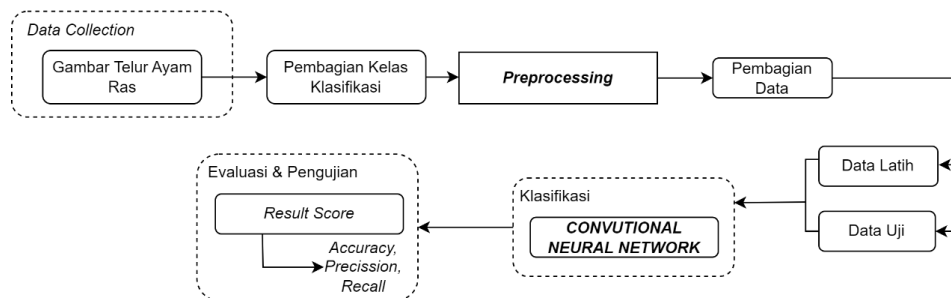
maksimum dipilih dari suatu jendela yang bergerak di seluruh gambar, sehingga menghasilkan peta fitur yang berisi nilai maksimum tersebut. Proses ini berfokus pada pemilihan nilai maksimum dalam area tertentu, meskipun mirip dengan *convolution layer* [14]. Tahap inisialisasi mencakup dua bagian, yaitu inisialisasi parameter (seperti jumlah *epoch*, *learning rate*, dan *error minimum*) serta inisialisasi bobot yang melibatkan nilai awal bobot dan bias pada berbagai lapisan.

Fully Connected Layer adalah lapisan dalam jaringan saraf tiruan, atau *neural network*. Di lapisan ini, setiap *neuron* terhubung sepenuhnya ke *neuron* di lapisan sebelumnya dan sesudahnya. Dengan kata lain, setiap *neuron* di lapisan ini menerima *input* dari *neuron* di lapisan sebelumnya dan mengirimkan *output* ke *neuron* di lapisan berikutnya. [15] [16].

Output Layer pada *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan lapisan terakhir yang menghasilkan prediksi atau *output* dari jaringan. Lapisan ini umumnya berperan dalam mengeluarkan hasil klasifikasi atau regresi berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi dari lapisan-lapisan sebelumnya [17].

3. METODE PENELITIAN

Dalam ilmu komputasi visi, klasifikasi citra merupakan salah satu tugas umum yang paling penting. Salah satu contoh dari klasifikasi citra adalah klasifikasi gambar telur ayam berdasarkan rasnya. Pada penelitian ini, akan mengimplementasikan klasifikasi citra telur ayam menggunakan jaringan konvolusi. Metode penelitian yang diusulkan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yang diilustrasikan pada Gambar 2. Lebih jelasnya tahapan penelitian disajikan pada bagian 3.1 hingga 3.6.



Gambar 2. Tahapan Penelitian.

3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan secara manual dengan mengambil beberapa contoh telur dari peternakan ayam petelur. Kamera *smartphone* beresolusi 108 *megapixel* mengambil gambar dari sisi atas telur, dengan latar belakang berwarna putih sebagai alas.

3.2. Pembagian Kelas

Hasil pengumpulan data menghasilkan total 120 butir telur. Kemudian hasilnya dibagi menjadi 3 jenis berdasarkan warna cangkangnya yang disajikan pada Gambar 3 dengan warna putih, krem, dan coklat.



Gambar 3. Warna cangkang (a) telur coklat, (b) telur krem, dan (c) telur putih.

3.3. Preprocessing

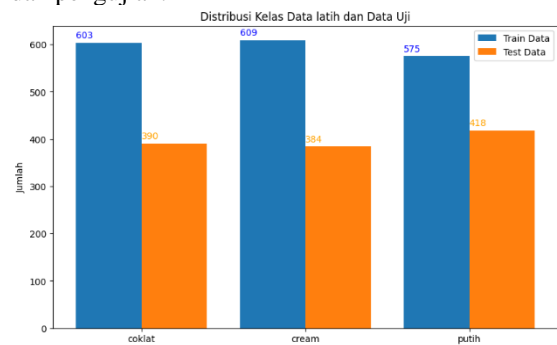
Preprocessing gambar merupakan langkah penting dalam mempersiapkan data yang akan digunakan sebagai *input*. Dalam konteks *deep learning*, keberhasilan model seringkali bergantung pada jumlah dan variasi data yang mencukupi. Namun, terkadang pengumpulan data terbatas oleh variasi subjek atau kemampuan saat pengambilan data. Oleh karena itu, penelitian ini melakukan *preprocessing* gambar dengan menggunakan teknik pengembangan data (*enhancement*) untuk menambah variasi pada *dataset* tanpa kehilangan informasi penting. Hal ini memungkinkan mesin untuk belajar mengenali berbagai gambar dengan berbagai bentuk dan pola.

Untuk mempermudah manajemen data yang akan dijadikan *input*, penelitian ini memanfaatkan *library ImageDataGenerator* dalam Python. *Library* ini memungkinkan pelaksanaan teknik augmentasi

data seperti rotasi rentang, perubahan lebar dan tinggi, modifikasi ukuran, *cropping*, *zooming*, dan *flipping horizontal*. Dengan menggunakan beragam teknik ini, penelitian dapat memperkaya dataset yang ada, sehingga model dapat belajar dari variasi yang lebih luas dari gambar yang akan dikenali.

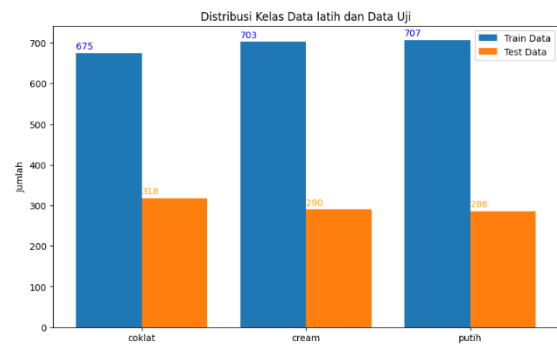
3.4. Pembagian Data

Gambar pelatihan dan pengujian berukuran 128 x 128 piksel. Proporsi data untuk pelatihan adalah 80%, 70%, dan 60% dari total data, dan untuk pengujian adalah 20%, 30%, dan 40%. Pemilihan proporsi data latih dan uji sangat mempengaruhi performa model dalam mempelajari pola yang ada. Dengan menggunakan *ImageData-Generator* dan teknik augmentasi data, jumlah dan variasi data dapat diperluas tanpa kehilangan informasi kunci. Hasil pengumpulan 120 butir telur, yang dibagi menjadi tiga jenis berdasarkan warna cangkang coklat, krem dan putih, disiapkan untuk pelatihan dan pengujian.



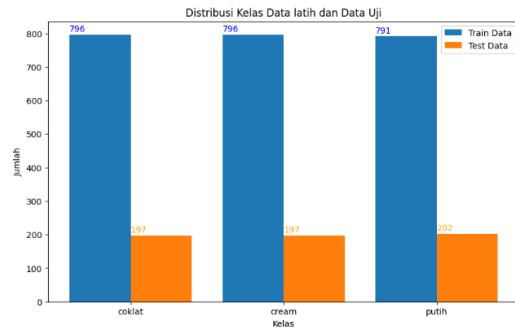
Gambar 5. Proporsi Data 60%:40%.

Gambar 5 menampilkan penggunaan data latih sebesar 60% dan data uji sebesar 40%. Ini mungkin memberikan model lebih banyak variasi dalam pelatihan, namun, ukuran uji yang lebih besar dapat mengindikasikan seberapa baik model dapat generalisasi pada data baru yang belum dilihat.



Gambar 6. Proporsi Data 70%:30%.

Gambar 6, dengan proporsi 70% data latih dan 30% data uji, mengevaluasi model dengan ukuran uji yang sedikit lebih kecil. Hal ini dapat membantu memastikan model memiliki performa yang baik pada data yang belum dilihat sebelumnya.



Gambar 7. Proporsi Data 80%:20%.

Gambar 7 menunjukkan hasil dari penggunaan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. Dengan ukuran uji yang lebih kecil, ini dapat memberikan evaluasi yang lebih ketat terhadap kemampuan model dalam melakukan generalisasi pada data baru.

Selanjutnya, proses pengujian dilakukan menggunakan CNN dengan pengujian beberapa parameter seperti *optimizer*, *learning rate*, dan *epoch* pada ukuran gambar 128 x 128 piksel. Setelah mendapatkan ukuran gambar, tahap berikutnya menguji beberapa *optimizer*, terutama Adam, SGD, dan RMSprop. Uji rasio pembelajaran adalah 0.01, 0.001, dan 0.0001, dan *epoch* adalah 20, 50, dan 100.

3.5. Klasifikasi dengan CNN

Dalam pemrosesan citra, konvolusi berarti proses menerapkan fungsi tertentu pada hasil keluaran fungsi lain berulang kali. Fokusnya pada data gambar adalah untuk mengekstraksi aspek penting dari gambar yang dimasukkan.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 150, 150, 32)	896
activation (Activation)	(None, 150, 150, 32)	0
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 75, 75, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 75, 75, 64)	18496
activation_1 (Activation)	(None, 75, 75, 64)	0
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 37, 37, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 87616)	0
dense (Dense)	(None, 256)	22429952
activation_2 (Activation)	(None, 256)	0
dropout (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 3)	771

=====
 Total params: 22450115 (85.64 MB)
 Trainable params: 22450115 (85.64 MB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

Gambar 4. Model Klasifikasi Kualitas Telur.

Dengan mempertahankan informasi spasial dari gambar, konvolusi mengubah data *input* secara *linear* [18]. Lapisan konvolusi CNN menunjukkan kernel konvolusi yang digunakan. Hal ini memungkinkan kernel konvolusi untuk belajar dari

input pada CNN, mengakibatkan penyesuaian dan pembentukan fitur-fitur yang diperlukan dalam proses analisis atau klasifikasi citra. Untuk penelitian ini, *Convutional Neural Network* digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam ras berdasarkan warna cangkang, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.

Dari arsitektur Gambar 4 sebuah *Convolutional Neural Network* (CNN) diimplementasikan dalam bahasa pemrograman Python menggunakan *library* Keras. Model ini terdiri dari serangkaian *layer*: dua *layer Convolutional* 2D yang diikuti oleh fungsi aktivasi ReLU, lapisan *Max Pooling* 2D untuk mengurangi dimensi fitur, lalu dilanjutkan dengan *layer Flatten* untuk mengubah *output* menjadi vektor satu dimensi. Kemudian, ada dua *layer Dense* (*fully connected*) dengan 256 unit pada lapisan pertama, diikuti oleh fungsi aktivasi ReLU dan *Dropout* 0.5 untuk mencegah *overfitting*. Lapisan terakhir menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk *output* kelas-kelas yang diinginkan. Model ini dikompilasi dengan *loss function* '*categorical_crossentropy*' untuk klasifikasi multi-kelas, optimizers.RMSprop sebagai *optimizer* dengan *rho*=0.9, dan menggunakan metrik akurasi ('*accuracy*') sebagai metrik evaluasi performa model. Selain model di atas, juga dilakukan analisis pengujian parameter menggunakan optimizer Adam, SGD, dan RMSprop. *Learning Rate* 0.01, 0.001, dan 0.0001. serta *epoch* 20, 50, 100.

3.6. Evaluasi dan Pengujian

Untuk mengevaluasi metode menggunakan *Confusion Matrix* yang merupakan metode pengukuran dan evaluasi keakuratan model. Dengan melakukan beberapa pengujian, siapkan setiap model agar berjalan sepuluh kali untuk kedua kumpulan data [19]. Pada Tabel 1 adalah *Confusion Matrix* yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. *Confusion Matrix*.

Kelas Prediksi	Kelas Aktual			
	Putih	Krem	Coklat	
	TP	FN	FN	FN
	FP	TP	FP	TP

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

$$F1 - Score = 2 \frac{PxR}{P+R} \quad (6)$$

Dalam hal ini, TP menunjukkan hasil positif sebenarnya, yang berarti jumlah sampel positif yang diprediksi dengan benar; TN menunjukkan hasil negatif sebenarnya, yang berarti jumlah sampel negatif yang diprediksi dengan benar; FP menunjukkan hasil positif palsu, yang berarti jumlah sampel negatif yang salah diprediksi sebagai positif; dan FN menunjukkan hasil negatif palsu, yang berarti jumlah sampel positif yang salah diprediksi menjadi negatif [20].

Persamaan (3) dapat digunakan untuk menghitung keakuratan (akurasi) prediksi yang benar, di mana TP menunjukkan nilai positif sebenarnya ditambah TN, yang merupakan nilai klasifikasi sebenarnya dibagi dengan jumlah TP ditambah TN, FP ditambah FN. Sampel kelas positif yang diklasifikasikan dengan benar diukur dengan presisi, yang ditunjukkan dalam Persamaan (4), di mana TP dan FP menunjukkan jumlah positif benar dan positif palsu. Menghitung seluruh sampel positif (TP), yang dianggap sebagai positif sebenarnya, dibagi dengan total TP ditambah FN, menggunakan ulang pada Persamaan (5).

F1-Score memperhitungkan penghitungan keuntungan antara presisi dan perolehan kembali. Seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (6), rata-rata antara presisi dan perolehan kembali menunjukkan sejauh mana sistem otomatis dapat menyeimbangkan kinerja antara presisi dan perolehan kembali. Dalam hal ini, jika recall dan presisi sama dengan 1, maka *F1-Score*-nya adalah 1, jika salah satunya sama dengan 0 maka *F1-Score*-nya adalah 0, dan jika salah satunya sama dengan 0 maka *F1-Score*-nya adalah 0.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan kualitas telur ayam berdasarkan warna cangkangnya. Data yang diperoleh dari penelitian ini terdiri dari 120 butir telur yang dikategorikan ke dalam tiga kategori warna cangkang: coklat, krem, dan putih. Selanjutnya, menguraikan parameter-parameter yang dianalisis, seperti optimizer, learning rate, dan epoch, serta hasil eksperimen untuk mencapai performa optimal dalam penggunaan CNN.

4.1. Analisa pengujian dengan *optimizer*

Percobaan pertama berfokus pada klasifikasi telur berdasarkan warna cangkang menggunakan CNN dengan menentukan *optimizer* terbaik. Dengan ukuran gambar 128x128 piksel. Parameter yang digunakan adalah *learning rate* 0.0001, *epoch* 20, dan *batch size* 32. Tabel 2 menunjukkan hasil percobaan pertama.

Berdasarkan Tabel 2 menunjukkan hasil evaluasi dari tiga variasi proporsi data latih dan uji (60:40, 70:30, 80:20) dengan tiga *optimizer* yang berbeda (Adam, SGD, RMSprop) menggunakan beberapa metrik evaluasi. Secara keseluruhan, terlihat peningkatan konsisten dalam performa model saat proporsi data uji menurun, menunjukkan hasil yang lebih tinggi pada akurasi dan metrik lainnya. *Optimizer* "Adam" memberikan kinerja yang lebih baik dalam semua skenario pemisahan data, diikuti oleh "RMSprop" dan "SGD". Khususnya, proporsi 80:20 menunjukkan hasil yang paling tinggi dalam semua metrik evaluasi, menunjukkan pentingnya proporsi data yang baik dalam meningkatkan kinerja model.

Tabel 2. Hasil Analisa dengan *Optimizer*.

Data Ratio	Optimizer	Matrik Evaluasi			
		Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
60%: 40%	Adam	85.25%	79.50%	88.75%	83.33%
	SGD	82.75%	76.40%	85.20%	80.60%
	RMSprop	84.90%	78.80%	87.60%	82.90%
70%: 30%	Adam	87.60%	80.30%	90.10%	85.20%
	SGD	83.80%	77.20%	86.50%	81.90%
	RMSprop	86.20%	79.90%	89.00%	84.50%
80%: 20%	Adam	89.10%	82.40%	91.50%	87.20%
	SGD	84.50%	78.00%	87.00%	82.80%
	RMSprop	88.40%	81.50%	90.20%	85.70%

4.2. Analisa pengujian dengan *Learning Rate*

Untuk mendapatkan parameter *learning rate* terbaik, eksperimen kedua dilakukan. Pengujian ini menggunakan pengaturan optimasi terbaik dari pengujian sebelumnya, khususnya pengoptimal

"Adam". Parameternya sama dengan yang digunakan dalam tes sebelumnya, yaitu *epoch* 20, *batch size* 32, dan ukuran gambar 128 x 128 piksel. Nilai *learning rate* yang diuji adalah 0.01, 0.001 dan 0.0001. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Analisa dengan *Learning Rate*.

Data Ratio	<i>Learning Rate</i>	Matrik Evaluasi			
		Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
60%:40%	0.01	85.30%	79.60%	88.65%	84.30%
	0.001	84.90%	78.80%	87.60%	82.90%
	0.0001	86.40%	80.10%	89.20%	84.60%
70%:30%	0.01	87.70%	80.33%	90.15%	85.00%
	0.001	86.20%	79.90%	89.00%	84.50%
	0.0001	88.10%	81.20%	90.60%	85.90%
80%:20%	0.01	89.40%	82.25%	90.60%	86.70%
	0.001	88.40%	81.50%	90.20%	85.70%
	0.0001	88.90%	82.10%	90.80%	86.30%

Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi model dengan variasi proporsi data latih dan uji (60:40, 70:30, 80:20), serta tiga tingkat berbeda *learning rate*. Untuk mengevaluasi, metrik Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-Score* digunakan. Hasil menunjukkan kinerja model pada setiap kombinasi proporsi data dan tingkat pembelajaran. Secara keseluruhan, pada proporsi data 80:20 dengan tingkat pembelajaran 0.01, model menunjukkan kinerja yang paling baik dengan Akurasi 89,40%, Presisi 82,25%, *Recall* 90,60%, dan *F1-Score* 86,70%. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi

ini memberikan kinerja terbaik dibandingkan dengan variasi lainnya.

4.3. Analisa pengujian dengan *Epoch*

Percobaan ketiga adalah mencari nilai *epoch* terbaik. Beberapa *epoch* yang diuji adalah 20, 50 dan 100. Pada pengujian ketiga ini parameter yang digunakan adalah hasil pengujian pertama dan kedua yang menghasilkan parameter terbaik yaitu *optimizer* "Adam" dan *learning rate* 0.01. Dengan parameter serupa lainnya yaitu *size* gambar 128x128 piksel dan *batch size* 32. Hasil analisis dengan epoch ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Analisa dengan *Epoch*.

Data Ratio	<i>Epoch</i>	Matrik Evaluasi			
		Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
60%:40%	20	83.40%	77.20%	86.50%	81.90%
	50	85.60%	79.00%	88.20%	83.70%
	100	87.30%	80.90%	89.80%	85.10%
70%:30%	20	86.10%	79.50%	88.70%	83.60%
	50	88.20%	81.20%	90.20%	85.50%
	100	89.50%	82.60%	91.40%	87.00%
80%:20%	20	87.80%	80.60%	89.90%	85.20%
	50	89.00%	82.00%	91.10%	86.70%
	100	90.20%	83.30%	92.00%	87.90%

Dari Tabel 4, dapat diamati bahwa semakin besar jumlah *epoch*, performa model cenderung meningkat untuk semua proporsi data latih dan uji. Secara konsisten, terlihat bahwa pada semua proporsi data, hasil evaluasi terbaik tercapai saat menggunakan 100 *epoch*. Dalam kasus proporsi data 80:20, model mencapai hasil tertinggi dengan akurasi 90.20%, presisi 83.30%, *recall* 92.00%, dan *F1-score* 87.90%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil eksperimen yang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam ras berdasarkan warna cangkangnya menunjukkan bahwa model CNN dapat mengklasifikasikan telur ayam ras berdasarkan warna cangkang coklat, krem, atau putih. Pada analisis pengujian dengan *optimizer*nya, terlihat bahwa penggunaan proporsi

data latih dan uji 80:20 dengan *optimizer* "Adam" dan *learning rate* 0.01 memberikan hasil evaluasi terbaik dengan akurasi mencapai 89.40%, presisi 82.25%, *recall* 90.60%, dan *F1-score* 86.70%. Sementara pada pengujian *learning rate*, kombinasi 80:20 dengan *learning rate* 0.01 juga menunjukkan performa terbaik dalam sebagian besar metrik evaluasi. Pada analisis terakhir, penggunaan *epoch* 100 dalam proporsi data 80:20 memberikan hasil evaluasi tertinggi dengan akurasi 90.20%, presisi 83.30%, *recall* 92.00%, dan *F1-score* 87.90%. Ini menunjukkan bahwa pemilihan proporsi data latih dan uji serta parameter lainnya secara signifikan mempengaruhi performa model. Saran untuk penelitian selanjutnya bisa meliputi eksplorasi lebih lanjut terhadap variasi *hyperparameter* lainnya, seperti *batch size*, arsitektur model yang berbeda, atau penerapan teknik regularisasi untuk meningkatkan performa model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. R. M. A. R. Maulana, F. Rizal, and W. J. Shudiq, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Deteksi Kesegaran Telur Berbasis Android," *Jusikom J. Sist. Komput. Musirawas*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2023.
- [2] J. Godos *et al.*, "Egg consumption and cardiovascular risk: a dose–response meta-analysis of prospective cohort studies," *Eur. J. Nutr.*, vol. 60, no. 4, pp. 1833–1862, 2021, doi: 10.1007/s00394-020-02345-7.
- [3] Pratama M F A, Prasasti A L, and Paryasto M W, "Klasifikasi Ukuran dan Kualitas Telur Ayam Menggunakan Algoritma Convolutional Neural," *eProceedings Eng.*, vol. 10, no. 1, pp. 473–480, 2023.
- [4] J. Thipakorn, R. Waranusast, and P. Riyamongkol, "Egg weight prediction and egg size classification using image processing and machine learning," *ECTI-CON 2017 - 2017 14th Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Telecommun. Inf. Technol.*, pp. 477–480, 2017, doi: 10.1109/ECTICon.2017.8096278.
- [5] M. A. Djaelani, "Kualitas Telur Ayam Ras (Gallus L.) Setelah Penyimpanan yang dilakukan Pencelupan pada Air Mendidih dan Air Kapur Sebelum Penyimpanan," *Bul. Anat. dan Fisiol.*, , vol. Volume 24, no. Nomor 1, pp. 122–127, 2016.
- [6] Maimunah. and T. Rokhman, "Klasifikasi penurunan kualitas telur ayam ras berdasarkan warna kerabang menggunakan support vector machine," *J. Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 43–52, 2018.
- [7] N. IBRAHIM, T. F. BACHERAMSYAH, B. HIDAYAT, and S. DARANA, "Pengklasifikasian Grade Telur Ayam Negeri menggunakan Klasifikasi K-Nearest Neighbor berbasis Android," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 6, no. 2, p. 288, 2018, doi: 10.26760/elkomika.v6i2.288.
- [8] N. IBRAHIM, S. SA'IDAH, B. HIDAYAT, and S. DARANA, "Klasifikasi Grade Telur Ayam Negeri secara non- Invasive menggunakan Convolutional Neural Network," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 2, p. 297, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.297.
- [9] C. Haoran, H. E. Chuchu, J. Minlan, and L. I. U. Xiaoxiao, "Egg crack detection based on support vector machine," *Proc. - 2020 Int. Conf. Intell. Comput. Human-Computer Interact. ICHCI 2020*, pp. 80–83, 2020, doi: 10.1109/ICHCI51889.2020.00025.
- [10] B. Narin, S. Buntan, N. Chumuang, and M. Ketcham, "Crack on Eggshell Detection System Based on Image Processing Technique," *Isc. 2018 - 18th Int. Symp. Commun. Inf. Technol.*, no. Iscit, pp. 226–231, 2018, doi: 10.1109/ISCIT.2018.8587980.
- [11] E. H. Rachmawanto *et al.*, "Eggs classification based on egg shell image using k-nearest neighbors classifier," *Proc. - 2020 Int. Semin. Appl. Technol. Inf. Commun. IT Challenges Sustain. Scalability, Secur. Age Digit. Disruption, iSemantic 2020*, pp. 50–54, 2020, doi: 10.1109/iSemantic50169.2020.9234305.
- [12] N. I. Widiastuti, "Deep Learning - Now and Next in Text Mining and Natural Language Processing," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 407, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/407/1/012114.
- [13] K. He, "Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification," *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, pp. 1026–1034, 2015.
- [14] Y. Siti Ambarwati and S. Uyun, "Feature Selection on Magelang Duck Egg Candling Image Using Variance Threshold Method," *2020 3rd Int. Semin. Res. Inf. Technol. Intell. Syst. ISRITI 2020*, pp. 694–699, 2020, doi: 10.1109/ISRITI51436.2020.9315486.
- [15] J. Raghavan and M. Ahmadi, "A M ODIFIED CNN-B ASED F ACE," *Int. J. Artif. Intell. Appl.*, vol. 12, no. 2, pp. 1–20, 2021, doi: 10.5121/ijaiia.2021.12201.
- [16] G. Bhimavarapu, U.; Chintalapudi, N.; Battineni, "Automatic Detection and Classification of Diabetic Retinopathy Using the Improved Pooling Function in the Convolution Neural Network," *Diagnostics*, 2023.
- [17] U. UNGKAWA and G. AL HAKIM, "Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 3, p. 731, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i3.731.
- [18] S. R. Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016, [Online]. Available: <http://repository.its.ac.id/48842/>
- [19] K. Goseva-Popstojanova and J. Tyo, "Identification of security related bug reports via text mining using supervised and unsupervised classification," *Proc. - 2018 IEEE 18th Int. Conf. Softw. Qual. Reliab. Secur. QRS 2018*, pp. 344–355, 2018, doi: 10.1109/QRS.2018.00047.
- [20] S. Chotirat and P. Meesad, "Heliyon Part-of-Speech tagging enhancement to natural language processing for Thai wh-question classification with deep learning ☆," *Heliyon*, vol. 7, no. March, p. e08216, 2021, doi: 10.1016/j.heliyon.2021.e08216.