

Klasifikasi Ukuran dan Kualitas Telur Ayam Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*

Classification of Chicken Egg Quality and Size Using the Convolutional Neural Network Algorithm

1st Muhammad Farras Adi Pratama
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
farrasadi@student.telkomuniversit
y.ac.id

2nd Anggunmeka Luhur Prasasti
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
anggunmeka@telkomuniversity.ac
.id

3rd Marisa W. Paryasto
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
marisaparyasto@telkomuniversity.
ac.id

Abstrak—Telur merupakan bahan makanan yang banyak dikonsumsi. Menurut Badan Pusat Statistik, telur yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat adalah telur ayam ras. Konsumsi yang tinggi harus diikuti dengan pemilahan telur yang baik. Sayangnya, metode pemilahan di Indonesia belum memanfaatkan teknologi dengan optimal karena masih sedikitnya metode untuk pemilahan telur dengan teknologi. Berdasarkan hal tersebut, maka melalui penelitian Tugas Akhir ini ditawarkan solusi Klasifikasi Citra Telur Ayam Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN memiliki performa dan akurasi yang baik untuk mengklasifikasi gambar. Klasifikasi kualitas telur ayam yang dianalisa adalah kondisi fisik dan warna kerabang. Hasil pengujian arsitektur CNN modifikasi dengan parameter terbaik menghasilkan akurasi *training* 79% dan akurasi validasi 90%. *Classification Report* menghasilkan nilai *precision* 67%, *recall* 75%, dan *F1-Score* 71%.

Kata kunci— akurasi, CNN, *f1-score*, klasifikasi, prediksi, telur

Abstract—Eggs are a widely consumed food ingredient. According to the Central Statistics Agency, the eggs most consumed by the public are chicken eggs. High consumption must be followed by good egg sorting. Unfortunately, the sorting method in Indonesia has not utilized technology optimally because there are still few methods for sorting eggs with technology. Based on this, through this final project research is offered a solution for Image Classification of Chicken Eggs Using the Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm. CNN has good performance and accuracy for classifying images. The quality classification of chicken eggs analyzed was physical condition and color shell. The results of testing the modified CNN architecture with the best parameters resulted in training accuracy of 79% and validation accuracy of 90%. The Classification Report

yields a precision value of 67%, a recall of 75%, and an *F1-Score* of 71%.

Keywords— accuracy, classification, CNN, egg, *f1-score*, prediction

I. PENDAHULUAN

Telur merupakan salah satu jenis lauk yang banyak dikonsumsi. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2020, terdapat permintaan telur ayam sebanyak 4.895 ribu ton di Indonesia [1]. Selain permintaan dalam negeri, terdapat juga permintaan dari luar negeri. Pada bulan Januari–Mei 2021, tercatat ada sebanyak 5.522 kg telur ayam yang diekspor ke Burma/Myanmar [2]. Data tersebut menunjukkan bahwa telur ayam memiliki jumlah konsumsi yang tinggi. Permintaan telur ayam yang tinggi tentunya akan diikuti dengan metode pemilahan telur yang ketat sebelum didistribusikan dan dijual.

Pemilahan bertujuan untuk menilai kualitas telur yang akan didistribusikan dan dijual. Proses pemilahan dengan teknologi mulai diterapkan untuk mempercepat proses memilah telur. Sayangnya proses pemilahan telur di Indonesia belum memanfaatkan teknologi dengan optimal. Metode pemilahan telur menggunakan teknologi belum banyak diterapkan. Banyak peternakan di Indonesia masih melakukan pemilahan secara manual. Padahal metode deteksi kualitas telur sudah banyak dikembangkan, seperti metode deteksi retakan pada telur menggunakan pengolahan citra [3], [4]. Penerapan teknologi pada proses pemilahan telur yang masih sedikit juga diakibatkan penelitian terkait hal tersebut yang masih sedikit.

Berdasarkan hal tersebut, maka melalui penelitian Tugas Akhir ini diberikan solusi Klasifikasi Citra Telur Ayam Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Klasifikasi pada telur ayam menggunakan pengolahan citra dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Kualitas telur ayam yang dianalisa meliputi fitur atau ciri kondisi fisik kerabang [3]–[5] dan warna kerabang [6]–[8] yang diperoleh dari proses ekstraksi fitur [9]. Pemanfaatan teknologi pengolahan citra dan pembelajaran mesin sebagai metode pemilahan telur diharapkan bisa memberikan hasil yang optimal pada proses pemilahan telur sehingga bisa menjadi perkembangan dari penelitian sebelumnya.

II. KAJIAN TEORI

A. Parameter Kualitas Telur Ayam

Telur ayam merupakan bahan makanan yang banyak dikonsumsi dan berasal dari ayam. Sebelum bisa dijual dan dikonsumsi masyarakat, telur harus dipilah untuk mengetahui kualitasnya. Penilaian kualitas telur terbagi menjadi dua, yaitu penilaian eksterior (kerabang telur) dan interior (kandungan telur). Namun, penilaian yang digunakan pada Tugas Akhir ini berfokus pada penilaian kualitas eksterior telur. Parameter penentu kualitas telur berdasarkan penilaian eksterior meliputi kondisi kerabang, warna kerabang, dan ukuran telur [8].

Kerabang menjadi pelindung pada telur sehingga apabila terdapat retak atau kelainan pada warna, maka akan berdampak pada lapisan telur lainnya. Kerabang yang retak akan mempengaruhi kandungan pada telur karena mikroorganisme yang bersifat merusak akan masuk dengan mudah [3]–[5]. Sedangkan, warna pada kerabang bisa menandakan beberapa hal. Warna kerabang bisa dibagi menjadi tiga, yaitu cokelat pucat, cokelat, dan cokelat tua. Warna kerabang menandakan telur sudah terlalu lama atau mengalami kelainan akibat penyakit yang dialami oleh ayam [5], [6]. Semakin cerah warna kerabang, maka semakin rendah kualitas telurnya.

Ukuran suatu telur biasanya akan mempengaruhi berat dari telur dan ketebalan kerabang. Telur yang bagus mempunyai ukuran yang tidak terlalu besar dan tidak terlalu kecil jika dibandingkan dengan telur-telur yang lain [10]. Ukuran telur yang besar umumnya masih bisa dijual dan dikonsumsi tetapi telur tersebut biasanya rentan pecah. Sedangkan, ukuran telur yang terlalu kecil umumnya tidak dijual karena kandungan telur yang sedikit. Selain itu, telur yang memiliki ukuran kecil menandakan ayam yang menghasilkan telur tersebut memiliki umur yang masih muda [10]–[12].

B. Deteksi Kondisi Fisik dan Warna Kerabang

Telur ayam yang bisa dijual dan dikonsumsi adalah telur ayam yang telah lolos proses pemilahan. Pada proses pemilahan terdapat penilaian kualitas

telur untuk menentukan kelas kualitas dari telur sehingga kelayakan dan nilai jual telur bisa diketahui. Deteksi kualitas telur dinilai dari hasil deteksi kondisi fisik dan warna kerabang. Kerabang berperan untuk menjaga kandungan telur. Oleh karena itu, deteksi kondisi fisik kerabang sangat dibutuhkan. Deteksi kondisi fisik kerabang meliputi deteksi retakan atau pecah pada kerabang. Hasil deteksi ini akan menjadi fitur untuk membantu mesin mempelajari data. Kerabang yang retak atau pecah bisa dideteksi dengan menggunakan metode *thresholding*. *Thresholding* merupakan teknik segmentasi pada citra dengan memisahkan piksel objek dari piksel lain yang tidak diinginkan [4], [13]. Teknik *thresholding* dapat dituliskan melalui operasi berikut dengan nilai *threshold* adalah T yang merupakan matriks dari citra (M) dikalikan dengan vektor yang berisikan x dan y yang merupakan koordinat titik nilai *threshold* pada $p(x,y)$ dan $f(x,y)$ [14].

$$T = M[x, y, p(x, y), f(x, y)]$$

(1)

Kualitas dari sebuah telur juga bisa diperhatikan dari warna kerabangnya. Oleh karena itu, perlu dilakukan deteksi warna pada kerabang. Warna pada kerabang umumnya berwarna cokelat. Jika warna kerabang mendekati putih atau cokelat cerah, maka kualitas telur termasuk buruk [3]. Semakin cerah warnanya, maka semakin buruk kualitasnya. Deteksi warna pada telur bisa dilakukan dengan metode *Hue Saturation Value* (HSV) atau *Hue Saturation Intensity* (HSI) *Color Space*. Metode tersebut digunakan untuk mendapatkan nilai warna sehingga bisa memperlihatkan warna yang dominan. Metode HSV atau HSI bisa diketahui dengan menghitung nilai *Hue* (H). *Hue* (H) merupakan nilai warna murni, seperti violet, kuning, dan merah; *Red* (R) merupakan nilai warna Merah; *Green* (G) merupakan nilai warna Hijau; *Blue* (B) merupakan nilai warna Biru; *Intensitas* (I) merupakan nilai kekuatan warna [13]. Berikut adalah rumus matematis dari metode HSV atau HSI.

$$H = \text{atan2}\left(\frac{\sqrt{3}}{2}(G - B), \frac{1}{2}(2R - G - B)\right)$$

(2)

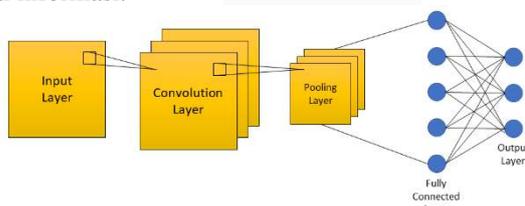
C. Deteksi Ukuran Telur

Telur ayam memiliki berbagai macam ukuran. Telur bisa berukuran besar atau kecil tergantung dari kondisi ayam [10]. Namun, ukuran dari suatu telur sebenarnya tidak bisa dijadikan sebagai acuan utama untuk menentukan kualitas telur karena belum adanya penelitian yang bisa dijadikan acuan untuk hal tersebut. Oleh karena itu, dalam penelitian Tugas Akhir ini ukuran telur hanya dijadikan sebagai informasi tambahan pada hasil klasifikasi. Fitur

ukuran telur ayam dari sebuah citra bisa dideteksi dengan membandingkan ukuran piksel objek telur pada citra dengan ukuran nyatanya. Perbandingan ini bisa dilakukan setelah mengetahui lebar dan panjang/tinggi dari objek yang diinginkan pada citra. Metode pengolahan citra yang bisa digunakan untuk mengukur telur adalah segmentasi. Segmentasi digunakan untuk memisahkan objek dengan latar belakangnya sehingga piksel objek telur bisa lebih mudah didapatkan. Salah satu segmentasi yang bisa digunakan adalah *Maximum Curvature Points* [15]. Metode segmentasi tersebut sangat cocok digunakan pada citra yang memiliki objek melengkung seperti telur.

D. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma *Deep Learning* untuk *computer vision* yang berbasis *neural network*. Pada umumnya, CNN sering digunakan untuk mendeteksi dan/atau mengenali suatu objek pada citra. Struktur CNN terdiri dari satu atau lebih lapisan konvolusi dan lapisan yang terhubung seperti jaringan saraf [16], [17]. Lapisan konvolusi akan bekerja pada sebuah wilayah lokal dengan cara menggerakkan sebuah *kernel* konvolusi pada citra. *Kernel* konvolusi atau *filter* tersebut akan melakukan perkalian pada citra dan hasilnya akan digunakan sebagai informasi.



GAMBAR 1
ARSITEKTUR UMUM CNN

CNN memiliki karakteristik penggunaan berbagai parameter dan *subsampling* spasial [16]. CNN bekerja dengan cara memecah citra menjadi bagian-bagian kecil yang saling tumpang tindih. Bagian-bagian kecil dari citra akan menjadi *input* untuk representasi fitur. Setiap bagian kecil citra akan mempunyai faktor pengali yang sama atau bisa disebut dengan *weight sharing*. Apabila terdapat bagian yang menarik, maka akan ditandai sebagai *object of interest*. Setelah itu, hasil pengali dari tiap bagian-bagian kecil citra akan disimpan kembali ke bentuk *array* yang baru. *Array* yang baru akan dikecilkan ukurannya dengan menggunakan *downsampling* untuk mengambil nilai piksel terbesar (*Max Pooling*) pada setiap *pooling kernel*. *Array* yang sudah memiliki nilai akan dimasukkan pada *neural network* untuk memutuskan kecocokan pada citra [18]. Jika seluruh proses tersebut diilustrasikan, maka akan terlihat seperti pada Gambar 1. Metode ekstraksi yang terdapat pada CNN membuat fitur yang didapatkan untuk deteksi dan klasifikasi objek menjadi lebih akurat [19].

2.5 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan bentuk matriks yang digunakan untuk melaporkan hasil dari klasifikasi (*Classification Report*). Matriks ini terdiri dari label kelas, *precision*, *recall*, *F1-Score*, dan akurasi [20]. Di dalam matriks terdapat empat istilah sebagai penanda, yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). Jika digambarkan *Confusion Matrix* akan terlihat seperti Gambar 2 di bawah ini.

	POSITIVE	NEGATIVE
POSITIVE	TP	FN
NEGATIVE	FP	TN

GAMBAR 2
CONFUSION MATRIX

True Positive adalah nilai positif dari hasil prediksi yang seharusnya. Kemudian, *False Positive* merupakan nilai positif dari hasil prediksi tetapi salah pada saat prediksi. *True Negative* adalah nilai negatif dari hasil prediksi yang negatif. Terakhir, *False Negative* adalah nilai negatif tetapi hasil prediksinya salah atau tidak negatif. Secara rinci nilai-nilai pada *Confusion Matrix* dapat diuraikan sebagai berikut.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

(3)

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

(4)

$$F1-Score = \frac{2 \times Precision + Recall}{Precision + Recall}$$

(5)

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$$

(6)

III. METODE

A. Data yang Digunakan

Data yang digunakan pada sistem klasifikasi adalah citra telur ayam digital berwarna. Citra tersebut berupa gambar yang diambil menggunakan kamera *smartphone* Samsung Galaxy A50s. Terdapat dua metode pengambilan citra, yaitu pengambilan citra dengan menempatkan telur di sebuah tempat khusus, serta kamera ditempatkan sejauh 13 cm dari telur dan pengambilan citra

dengan *candling method* [11] dengan jarak kamera yang sama. Metode pertama digunakan untuk mengambil citra telur untuk deteksi warna kerabang. Sedangkan, metode kedua digunakan untuk mengambil citra telur untuk deteksi kondisi fisik kerabang.

TABEL 1
JUMLAH DATA CITRA TELUR

No.	Kelas Data	Jumlah Gambar/Citra
1	Tidak Retak	1135
2	Retak	496
3	Tidak Kusam	1975
4	Kusam	1438
Total		5044

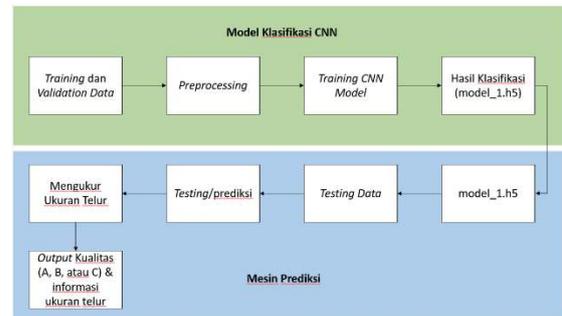
Data yang terkumpul akan terbagi menjadi empat kelas yang terdiri dari dua kelas warna kerabang dan dua kelas kondisi fisik kerabang. Keempat kelas data tersebut, yaitu Kusam, Tidak Kusam, Retak, dan Tidak Retak. Jumlah data citra telur yang digunakan adalah 5044 citra. Jumlah data untuk warna kerabang adalah 3413 dan jumlah data untuk kondisi fisik kerabang adalah 1631. Lebih jelas, jumlah data yang digunakan pada sistem ini teruraikan pada Tabel 1 di atas. Data yang terbagi dalam empat kelas akan digunakan untuk mengklasifikasi telur sehingga kelas kualitas dari telur bisa diketahui. Terdapat tiga kelas kualitas yang ditentukan berdasarkan dua parameter. Tiap kelas memiliki parameter yang berbeda-beda yang diuraikan dalam Tabel 2 di bawah ini.

TABEL 2. KELAS KUALITAS TELUR

No.	Parameter	Kelas Kualitas
1	Tidak Retak dan warna Tidak Kusam	A
2	Tidak Retak dan warna Kusam	B
3	Retak dan warna Kusam	C

B. Gambaran Umum Sistem

Pada sistem yang akan dibangun melalui Tugas Akhir ini, terdapat beberapa tahapan penting pada sistem. Pada Gambar 3, sistem terbagi menjadi dua bagian, yaitu Model Klasifikasi dengan menggunakan arsitektur CNN umum dari Tensorflow yang telah dimodifikasi dan Mesin Prediksi untuk penentu akhir. Data yang digunakan juga terbagi menjadi dua data khusus, yaitu data untuk model klasifikasi dan data untuk prediksi.

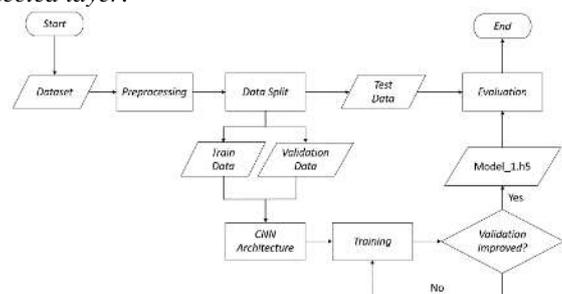


GAMBAR 3
DIAGRAM GAMBARAN UMUM SISTEM

Data akan disiapkan terlebih dahulu dengan *preprocessing*. Tahap *preprocessing* berperan penting untuk Peningkatan Citra (*Image Enhancement*) agar proses ekstraksi fitur menjadi lebih optimal. Banyak metode *Image Enhancement* yang bisa digunakan tapi pada sistem ini metode yang digunakan meliputi *filtering, image softening, sharpening, edge detection, dan image histogram conversion* [21], [22]. Data yang telah siap akan digunakan untuk *training* pada model dan menyimpan hasil *training* dengan akurasi terbaik menjadi *file* dengan format h5. Model yang telah disimpan dengan format h5 akan digunakan pada proses *testing* atau prediksi pada mesin prediksi. Pada bagian ini, data yang digunakan untuk prediksi merupakan data yang berbeda dengan data untuk *training*. Data yang diprediksi akan dikelompokkan sesuai dengan hasil proses klasifikasi pada *file* h5. *Output* dari data akan ditentukan menggunakan fungsi logika *if* dan *else* untuk memprediksi kelas kualitas telur. Setelah prediksi, data akan dideteksi ukurannya untuk mengetahui ukuran telur pada gambar dan menambahkan hasil pengukuran pada *output* akhir mesin prediksi.

C. Perancangan Model Klasifikasi

Model klasifikasi berperan sebagai fase awal dari keseluruhan sistem. Model klasifikasi yang diterapkan pada sistem ini merupakan rancangan model arsitektur CNN umum yang berasal dari Tensorflow dan telah dimodifikasi agar bisa digunakan untuk data pada penelitian ini. Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari 7 lapisan yang terbagi lagi menjadi 4 lapisan konvolusi dan 3 *fully connected layer*.



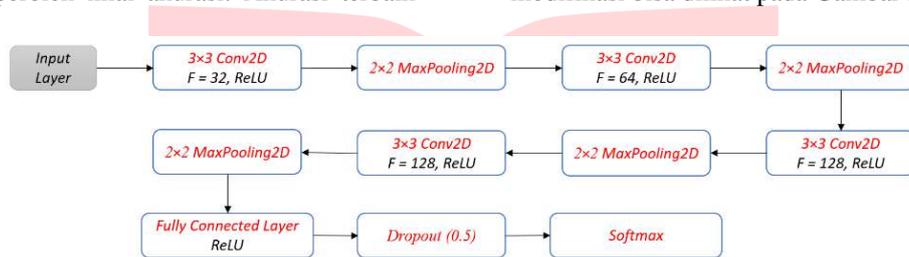
GAMBAR 4
DIAGRAM GAMBARAN UMUM SISTEM

Proses dari model klasifikasi ini tergambar pada Gambar 4. *Dataset* yang telah dibuat sebelumnya akan menjadi *input* untuk untuk model arsitektur CNN. Sebelum digunakan untuk melatih model, *dataset* terlebih dahulu diolah melalui *preprocessing*. Pada *preprocessing* data juga akan diolah untuk augmentasi data. Augmentasi data bertujuan untuk memanipulasi *dataset* yang berjumlah sedikit menjadi berbagai macam variasi data, tetapi data asli tidak dihilangkan. Hasil dari *preprocessing* dan augmentasi akan menghasilkan dua subset, yaitu data untuk *training* dan data untuk validasi. Data-data tersebut yang akan dijadikan bahan latih untuk arsitektur CNN. Model CNN yang telah dimodifikasi akan melakukan klasifikasi hingga memperoleh nilai akurasi. Akurasi terbaik

yang dihasilkan akan disimpan menjadi sebuah *file* bernama *model_1.h5*.

D. Arsitektur CNN Modifikasi

Arsitektur CNN umum yang berasal dari Tensorflow terdiri dari 5 lapisan, yaitu 3 lapisan konvolusi dan 2 lapisan *fully connected*. Namun, untuk penelitian ini arsitektur tersebut telah diubah menjadi 7 lapisan yang terbagi lagi menjadi 4 lapisan konvolusi dan 4 *fully connected layer*. Modifikasi dilakukan dengan menambahkan 1 lapisan konvolusi yang diikuti penambahan lapisan *pooling* dan *Dropout* pada lapisan *fully connected*. Penambahan ini bertujuan untuk mengurangi terjadinya *overfitting*. Keseluruhan dari arsitektur CNN modifikasi bisa dilihat pada Gambar 5.

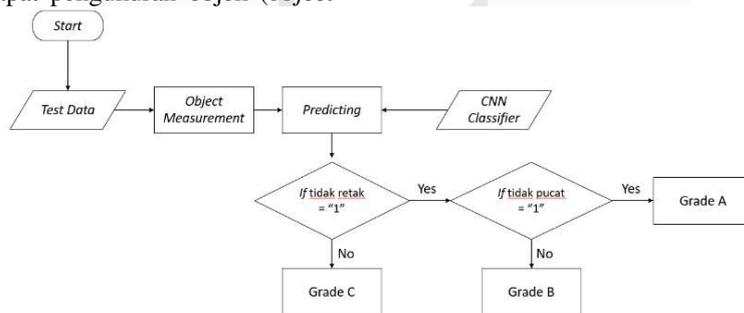


GAMBAR 5
DIAGRAM ARSITEKTUR CNN MODIFIKASI

E. Perancangan Model Prediksi

Mesin prediksi digunakan sebagai sistem untuk mendapatkan hasil akhir dari klasifikasi kualitas telur berupa kelas kualitas A, B, dan C. Proses dari mesin prediksi digambarkan melalui diagram alir pada Gambar 6. Mesin prediksi dimulai dengan *input* berupa data *test* yang khusus untuk prediksi. Data *test* merupakan data gambar berukuran 150x150 piksel yang telah diolah untuk prediksi. Sebelum proses prediksi terdapat pengukuran objek (*object measurement*)

measurement) untuk mendapatkan ukuran telur dari gambar sebagai informasi tambahan pada *output*. Setelah prediksi, data akan dikelompokkan menggunakan fungsi logika *if* dan *else* untuk mendapatkan *output* akhir berupa kelas kualitas yang sesuai dengan hasil prediksi.



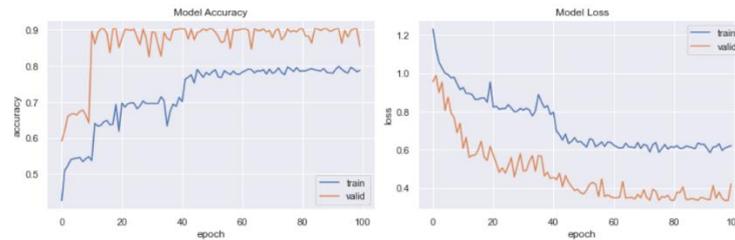
GAMBAR 6
DIAGRAM ALIR MESIN PREDIKSI

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian Model Klasifikasi

Pengujian model klasifikasi menggunakan ukuran *batch* 32 dan rasio data 90:10 memperoleh nilai paling optimal untuk model klasifikasi yang

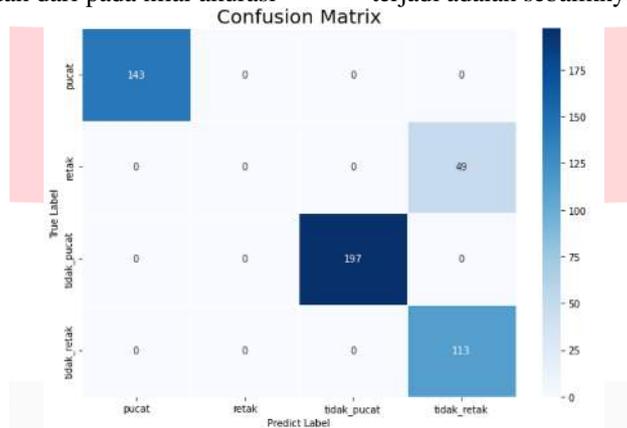
digunakan. Presentase akurasi validasi terbaik yang didapatkan adalah 90,24% dengan *F1-Score* 71%. Sementara itu, nilai akurasi yang didapatkan sebesar 0,7988 dan *loss* sebesar 0,5845. Hasil *training* dengan 100 *epoch* menghasilkan nilai akurasi validasi sebesar 0,9024 dan validasi *loss* sebesar 0,5695.



GAMBAR 7
GRAFIK AKURASI DAN LOSS MODEL CNN MODIFIKASI

Jika diperhatikan dari nilai validasi *loss*, maka bisa diartikan bahwa nilai *error* dari model ini tidak terlalu tinggi. Namun, jika diperhatikan pada grafik yang terdapat pada Gambar 7 terlihat bahwa nilai akurasi *training* lebih rendah dari pada nilai akurasi

validasi. Begitu juga dengan nilai pada grafik untuk model *loss*. Nilai *loss* pada *training* lebih tinggi dibandingkan dengan nilai *loss* validasi. Hal tersebut tidak wajar jika dibandingkan dengan literatur penelitian yang ada karena seharusnya hal yang terjadi adalah sebaliknya [17].



GAMBAR 8
CONFUSION MATRIX MODEL CNN MODIFIKASI

Berdasarkan evaluasi dari model tersebut dihasilkan *Classification Report* seperti pada Gambar 8 di atas. Adapun nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score* untuk tiap kelas data yang didapatkan dari *Confusion Matrix* diuraikan melalui Tabel 3 di bawah. Nilai presentase *precision* tertinggi dihasilkan oleh kelas kategori data “Pucat” dan “Tidak Pucat” dengan presentase sebesar 100%. Begitu juga dengan nilai *recall* tertinggi sebesar 100% dihasilkan oleh kelas kategori data “Pucat”, “Tidak Pucat”, dan “Tidak Retak”. Sedangkan, nilai *F1-Score* tertinggi diperoleh oleh kelas kategori data “Pucat” dan “Tidak Pucat” dengan presentase 100%.

Retak	0%	0%	0%
Tidak Pucat	100%	100%	100%
Tidak Retak	70%	100%	82%

TABEL 3
NILAI *PRECISION*, *RECALL*, DAN *F1-SCORE* DARI CNN MODIFIKASI

Kategori Telur	<i>Precision</i> (%)	<i>Recall</i> (%)	<i>F1-Score</i> (%)
Pucat	100%	100%	100%

B. Pengujian Model Prediksi

Model prediksi diuji dengan melakukan pengujian menggunakan 10 data citra telur untuk *testing* yang berbeda dari data *training* dan validasi. Data *testing* tersebut sudah diolah sehingga sudah siap untuk diuji. Pengujian untuk model prediksi ini juga dibagi menjadi dua bagian, yaitu kelas kualitas

telur dan ukuran telur. Pengujian prediksi kelas kualitas dilakukan dengan menilai citra telur dari dua parameter, yaitu kondisi fisik kerabang dan warna kerabang. Adapun hasil pengujian prediksi kelas kualitas telur mendapatkan presentase sebesar 0% dan teruraikan pada Tabel 4 di bawah ini.

TABEL 4
HASIL PREDIKSI KELAS KUALITAS TELUR

No.	Data	Kondisi Fisk Kerabang	Warna Kerabang	Kelas Kualitas
1.	Image00.jpg	Tidak pucat	Tidak pucat	Tidak diketahui
2.	Image01.jpg	Tidak pucat	Tidak pucat	Tidak diketahui
3.	Image02.jpg	Tidak pucat	Tidak pucat	Tidak diketahui
4.	Image03.jpg	Tidak pucat	Tidak pucat	Tidak diketahui
5.	Image04.jpg	Tidak terdeteksi	Tidak pucat	Tidak diketahui
6.	Image05.jpg	Tidak pucat	Tidak pucat	Tidak diketahui
7.	Image06.jpg	Tidak terdeteksi	Tidak pucat	Tidak diketahui
8.	Image07.jpg	Tidak pucat	Tidak pucat	Tidak diketahui
9.	Image08.jpg	Tidak pucat	Tidak pucat	Tidak diketahui

10.	Image09.jpg	Tidak pucat	Tidak terdeteksi	Tidak diketahui
-----	-------------	-------------	------------------	-----------------

Pengujian pengukuran telur dilakukan dengan menggunakan data *test* khusus. Terdapat 5 gambar telur yang telah diolah dengan *preprocessing*. Pengujian ini dilakukan dengan membandingkan

hasil pengukuran menggunakan jangka sorong dan menggunakan program. Adapun hasil pengujian pengukuran telur mendapatkan akurasi sebesar 90% dan teruraikan pada Tabel 5 di bawah ini.

TABEL 5
HASIL PENGUJIAN PENGUKURAN TELUR

No.	Data	Hasil dengan Program		Hasil dengan Jangka Sorong	
		Tinggi	Lebar	Tinggi	Lebar
1.	Image00.jpg	5,751 cm	4,212 cm	5,7 cm	4,1 cm
2.	Image01.jpg	6,156 cm	4,536 cm	5,9 cm	4,3 cm
3.	Image02.jpg	5,589 cm	4,37 cm	5,7 cm	4,5 cm
4.	Image03.jpg	5,427 cm	4,212 cm	5,6 cm	4,4 cm
5.	Image04.jpg	5,265 cm	4,05 cm	5,5 cm	4,3 cm

V. KESIMPULAN

Parameter terbaik dari model CNN modifikasi adalah menggunakan *batch size* 32, *epoch* 100, rasio data 90:10, *input size* 150×150 piksel, dan menggunakan *optimizer* Adam. Model CNN modifikasi menghasilkan akurasi data *training* 79%, akurasi data validasi 90%. Pada *Classification Report* diperoleh nilai *precision* 67%, *recall* 75%, dan *F1-Score* 71%. Berdasarkan hal tersebut, model CNN modifikasi belum bisa mengklasifikasikan kualitas telur dengan optimal dan performanya lebih buruk dibandingkan dengan *Support Vector Machine* (SVM). Pengujian untuk prediksi kualitas telur menggunakan 10 sampel data *test* yang terdiri dari 7 telur tidak retak dan tidak pucat, serta 3 telur retak dengan 2 diantaranya adalah telur pucat. Fungsi logika *if* dan *else* dinilai cukup efektif untuk menentukan hasil akhir dari kualitas telur tapi pada penelitian ini menjadi buruk diakibatkan dari hasil model klasifikasi menggunakan arsitektur CNN modifikasi memiliki akurasi dan nilai *Classification Report* yang buruk.

REFERENSI

- [1] Subdirektorat Statistik Peternakan, Peternakan Dalam Angka 2020. Jakarta: BPS-RI, 2020.
- [2] D. W. Prabowo, Analisis Perkembangan Harga Bahan Pangan Pokok di Pasar Domestik dan Internasional Maret 2021. Jakarta, 2021.
- [3] C. Haoran, H. E. Chuchu, J. Minlan, dan L. I. U. Xiaoxiao, "Egg crack detection based on support vector machine," Proceedings - 2020 International Conference on Intelligent Computing and Human-Computer Interaction, ICHCI 2020, hlm. 80–83, 2020, doi: 10.1109/ICHCI51889.2020.00025.
- [4] B. Narin, S. Buntan, N. Chumuang, dan M. Ketcham, "Crack on Eggshell Detection System Based on Image Processing Technique," ISCIT 2018 - 18th International Symposium on Communication and Information Technology, no. Iscit, hlm. 226–231, 2018, doi: 10.1109/ISCIT.2018.8587980.
- [5] E. H. Rachmawanto dkk., "Eggs classification based on egg shell image using k-nearest neighbors classifier," Proceedings - 2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication: IT Challenges for Sustainability, Scalability, and Security in the Age of Digital Disruption, iSemantic 2020, hlm. 50–54, 2020, doi: 10.1109/iSemantic50169.2020.9234305.
- [6] Maimunah 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, hlm. 43–52, Des 2018.
- [7] C. Rahmad, E. Rohadi, dan E. Widyatama Adha, "Aplikasi Penentuan Tingkat Kualitas Telur Ayam Berdasarkan Warna dan Tekstur Citra Kerabang Dengan Metode Hue, Saturation, Value," JIP (Jurnal Informatika Polinema), vol. 6, no. 1, hlm. 9–14, Nov 2019.
- [8] Kementerian Perdagangan, "Profil Komoditas Telur Ayam Ras," Des 13, 2009. Diakses: Sep 07, 2022. [Daring]. Available: https://ews.kemendag.go.id/sp2kp-landing/assets/pdf/131209_ANL_UPK_Telur.pdf
- [9] A. L. Prasasti, B. Irawan, S. E. Fajri, A. Rendika, dan S. Hadiyoso, "Perbandingan Ekstraksi Fitur dan Proses Matching pada Autentikasi Sidik Jari Manusia," ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika, vol. 8, no. 1, hlm. 95, Jan 2020, doi: 10.26760/elkomika.v8i1.95.
- [10] CNN Indonesia, "Cara Memilih Telur yang Baik dan Tips Menyimpannya."

- <https://www.cnnindonesia.com/gaya-hidup/20211117145852-267-722465/cara-memilih-telur-yang-baik-dan-tips-menyimpannya> (diakses Des 16, 2021).
- [11] D. Dangphonthong dan W. Pinate, "Analysis of Weight Egg Using Image Processing," vol. 15, no. January, hlm. 978–93, 2016, [Daring]. Available: http://www.worldresearchlibrary.org/up_proc/pdf/165-145439307455-57.pdf
- [12] J. Thipakorn, R. Waranusast, dan P. Riyamongkol, "Egg weight prediction and egg size classification using image processing and machine learning," ECTICON 2017 - 2017 14th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, hlm. 477–480, 2017, doi: 10.1109/ECTICon.2017.8096278.
- [13] Y. Siti Ambarwati dan S. Uyun, "Feature Selection on Magelang Duck Egg Candling Image Using Variance Threshold Method," 2020 3rd International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2020, hlm. 694–699, 2020, doi: 10.1109/ISRITI51436.2020.9315486.
- [14] D. Indra, T. Hasanuddin, R. Satra, dan N. R. Wibowo, "Eggs Detection Using Otsu Thresholding Method," Proceedings - 2nd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology: Internet of Things for Industry, EIconCIT 2018, no. 2, hlm. 10–13, 2018, doi: 10.1109/EIconCIT.2018.8878517.
- [15] A. L. Prasasti, R. K. W. Mengko, dan W. Adiprawita, "Vein Tracking Using 880nm Near Infrared and CMOS Sensor with Maximum Curvature Points Segmentation," dalam IFMBE Proceedings, Jan 2015, vol. 52, hlm. 206–209. doi: 10.1007/978-3-319-19452-3_54.
- [16] Y. Li, R. Zhang, dan Y. Wu, "ROAD NETWORK EXTRACTION IN HIGH-RESOLUTION SAR IMAGES BASED CNN FEATURES Department of Electronic Engineering and Information Science, USTC, Hefei, 230027 China Key Laboratory of Electromagnetic Space Information, Chinese Academy of Sciences, Hefei," IEEE, hlm. 1–4.
- [17] R. Shimizu, S. Yanagawa, T. Shimizu, M. Hamada, dan T. Kuroda, "Convolutional neural network for industrial egg classification," Proceedings - International SoC Design Conference 2017, ISOCC 2017, hlm. 67–68, 2018, doi: 10.1109/ISOCC.2017.8368830.
- [18] Q. Lina, "Apa itu Convolutional Neural Network? | by QOLBIYATUL LINA | Medium." <https://medium.com/@16611110/apa-itu-convolutional-neural-network-836f70b193a4> (diakses Des 16, 2021).
- [19] Suyanto, K. Ramadhani Nur, dan Mandala Satria, Deep Learning Modernisasi Machine Learning untuk Big Data. Bandung: Informatika Bandung, 2019.
- [20] Jyotsna, S. Chauhan, E. Sharma, dan A. Doegar, "Binarization Techniques for Degraded Document Images - A Review," dalam International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (ICRITO), Des 2016, hlm. 163–166.
- [21] T. W. Purboyo, A. L. Prasasti, dan R. D. Putra, "A Review of Image Enhancement Methods," International Journal of Applied Engineering Research, vol. 12, no. 23, hlm. 13596–13603, Jan 2017, [Daring]. Available: <http://www.ripublication.com>
- [22] M. N. Aziz, T. W. Purboyo, dan A. L. Prasasti, "A Survey on the Implementation of Image Enhancement," Article in International Journal of Applied Engineering Research, vol. 12, no. 21, hlm. 11451–11459, Jan 2017, [Daring]. Available: <http://www.ripublication.com>