

KLASIFIKASI UKURAN TELUR AYAM MENGGUNAKAN CANNY, EKSTRAKSI FITUR, DAN CNN

Muntahanah, Shandra Nur'aini, Yulia Darnita, Nuri David Maria Veronika

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu

Jalan Kampung Bali Bengkulu, Indonesia

muntahanah@umb.ac.id

ABSTRAK

Klasifikasi ukuran telur ayam merupakan aspek penting dalam industri peternakan untuk meningkatkan efisiensi dalam penanganan dan distribusi. Saat ini, proses klasifikasi masih banyak dilakukan secara manual, yang rentan terhadap kesalahan dan kurang efisien. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi otomatis menggunakan metode deteksi tepi Canny, ekstraksi fitur citra, dan Convolutional Neural Network (CNN). Metode ini dipilih karena kemampuannya mengidentifikasi objek secara akurat dengan pemrosesan yang lebih cepat dibandingkan metode konvensional. Penelitian dilakukan dengan tahap pengolahan citra, ekstraksi fitur seperti luas, perimeter, eccentricity, dan solidity, serta pelatihan model CNN menggunakan dataset telur berbagai ukuran. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mencapai akurasi 100%, presisi 100%, dan recall 100%, membuktikan efektivitas metode yang diterapkan. Pendekatan ini menawarkan solusi yang lebih efisien dalam klasifikasi ukuran telur, mendukung otomatisasi di industri peternakan, serta meningkatkan konsistensi dan akurasi dalam distribusi telur.

Kata kunci : *Pengolahan Citra, Sistem Otomasi, Akurasi Model, Deteksi Tepi Canny, Ekstraksi Fitur, Convolutional Neural Network (CNN)*

1. PENDAHULUAN

Telur ayam merupakan salah satu produk pangan utama yang banyak dikonsumsi karena kandungan gizinya yang tinggi serta harganya yang relatif terjangkau[1].

Dalam industri peternakan, klasifikasi ukuran telur memiliki peran krusial dalam proses pengemasan dan distribusi. Namun, hingga saat ini, proses klasifikasi masih banyak dilakukan secara manual, yang memiliki beberapa kelemahan signifikan. Metode manual tidak hanya memakan waktu dan tenaga, tetapi juga memiliki tingkat ketidakakuratan yang tinggi akibat subjektivitas manusia. Kesalahan dalam klasifikasi dapat menyebabkan ketidakseimbangan dalam distribusi ukuran telur, mengurangi efisiensi rantai pasok, serta berpotensi menurunkan kepuasan konsumen dan keuntungan produsen.

Selain itu, meningkatnya permintaan telur ayam menuntut sistem klasifikasi yang lebih cepat dan akurat untuk mendukung skala produksi yang lebih besar. Oleh karena itu, diperlukan sistem citra digital berbasis matlab yang dapat mengklasifikasikan ukuran telur secara lebih presisi, efisien, dan konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode klasifikasi ukuran telur menggunakan algoritma deteksi tepi Canny, ekstraksi fitur citra, dan Convolutional Neural Network (CNN). Metode deteksi tepi Canny dipilih karena keunggulannya dalam menghasilkan tepi yang jelas dan tajam, sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam identifikasi bentuk telur. Selanjutnya, proses ekstraksi fitur citra memungkinkan pengambilan karakteristik penting seperti panjang, lebar, dan keliling telur untuk membedakan ukuran dengan lebih

objektif. Kemudian, CNN digunakan sebagai metode klasifikasi karena kemampuannya dalam mengenali pola secara otomatis dari data gambar, sehingga dapat menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi ukuran telur. Dengan penerapan metode ini, diharapkan klasifikasi ukuran telur dapat dilakukan secara otomatis dengan kecepatan tinggi, meningkatkan efisiensi produksi, serta mendukung modernisasi industri peternakan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai klasifikasi telur ayam telah banyak dilakukan dengan berbagai pendekatan dalam pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan. Dalam pengolahan citra, salah satu elemen penting yang sering dideteksi adalah tepi, yaitu area dalam gambar di mana terjadi perubahan intensitas cahaya yang signifikan, yang biasanya menandai batas antara objek dan latar belakang atau antara dua wilayah berbeda pada objek itu sendiri. Tepi mencerminkan fitur utama gambar seperti bentuk dan struktur objek, sehingga menjadi elemen penting dalam analisis citra. Sedangkan deteksi tepi (Edge Detection) pada suatu citra adalah suatu proses yang menghasilkan tepi dari objek-objek citra[2].

Salah satu metode yang umum digunakan dalam deteksi objek adalah deteksi tepi Canny, yang memiliki keunggulan dalam menyoroti batas-batas objek secara jelas dengan mengurangi noise pada citra[3].

Dalam konteks klasifikasi telur, metode ini dapat membantu memperjelas kontur telur sehingga mempermudah analisis bentuk dan ukuran. Selain itu, ekstraksi fitur menjadi tahap penting dalam proses klasifikasi citra. Beberapa fitur bentuk yang sering

digunakan untuk analisis ukuran telur meliputi luas (area), perimeter, eccentricity, dan solidity. Parameter ini telah terbukti efektif dalam membedakan karakteristik telur berdasarkan ukuran dan bentuknya[4].

Metode Convolutional Neural Network (CNN) telah banyak diterapkan dalam pengolahan citra untuk tugas klasifikasi dan telah menunjukkan akurasi yang tinggi. CNN mampu mengekstraksi fitur dari citra secara otomatis dan hierarkis melalui lapisan konvolusi, yang membuatnya lebih unggul dibandingkan metode klasifikasi tradisional seperti Support Vector Machine (SVM) atau K-Nearest Neighbors (KNN)[5].

Penelitian sebelumnya oleh Pratama Adi et al. 2023, menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk klasifikasi ukuran telur dengan akurasi yang cukup tinggi, meskipun masih terdapat tantangan dalam meningkatkan keandalan deteksi tepi dan ekstraksi fitur[6].

Dengan menggabungkan deteksi tepi Canny, ekstraksi fitur citra, dan CNN, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan sistem klasifikasi ukuran telur yang lebih akurat dan efisien dibandingkan metode konvensional. Sistem ini diharapkan dapat diimplementasikan dalam industri peternakan untuk mendukung otomatisasi dan meningkatkan konsistensi dalam klasifikasi telur ayam. Studi ini juga berkontribusi dalam pengembangan metode klasifikasi berbasis deep learning yang dapat diaplikasikan pada berbagai bidang lain, seperti inspeksi kualitas pangan dan pengenalan objek dalam industri manufaktur[7].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan cara mengambil sampel untuk data set telur ayam secara acak dari pedagang peternakan kemudian memuat gambar telur, mendeteksi tepi telur, menghitung luasnya, dan menentukan kelas telur berdasarkan luas tersebut. Sistem ini diharapkan dapat membantu pengguna dalam menentukan kualitas dan harga telur dengan lebih mudah dan akurat.

3.1. Pengumpulan Dataset

Pengumpulan dataset dilakukan untuk mendapatkan citra telur dalam berbagai ukuran. Citra-citra ini diambil menggunakan kamera digital dengan resolusi tinggi. Kriteria citra yang digunakan adalah citra yang jelas dan fokus, dengan telur sebagai objek utama. Selain itu, citra diambil dari berbagai sudut dan pencahayaan untuk memastikan keragaman dataset. Pengambilan citra telur menggunakan kamera hp 64 mp dengan jarak rata-rata 15 cm hingga 20 cm menggunakan tripod atau penggaris. Proses pelatihan citra menggunakan format (.png) dan background hitam dengan dimensi pixel yang sama yaitu 224x224x3.

3.2. Pre-processing

Pre-processing adalah langkah penting dalam persiapan data untuk analisis lebih lanjut. Gambar RGB dikonversi menjadi skala keabuan menggunakan fungsi "rgb2gray" di MATLAB untuk menyederhanakan proses deteksi tepi. Selain itu, gambar diubah ukurannya untuk memiliki dimensi yang seragam, memastikan konsistensi dalam analisis, dan filter median diterapkan untuk mengurangi noise pada gambar tanpa menghilangkan tepi yang signifikan.

3.3. Penerapan Canny

Setelah menggunakan deteksi tepi dengan metode Canny, langkah berikutnya dalam proses klasifikasi ukuran telur adalah ekstraksi fitur, yang berfungsi untuk mengambil informasi penting dari gambar dan mengubahnya menjadi representasi numerik yang lebih sederhana.

3.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Setelah melalui tahap ekstraksi fitur, langkah berikutnya adalah metode Convolutional Neural Networks (CNN), yang merupakan metode pembelajaran mendalam (deep learning) yang sangat efektif dalam pengolahan gambar, termasuk dalam klasifikasi ukuran telur. Fungsi utama CNN dalam konteks ini adalah untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dengan memanfaatkan kemampuan jaringan saraf untuk mengenali fitur-fitur kompleks dalam data gambar, seperti tekstur permukaan atau hubungan spasial antara piksel. Pada penelitian ini, citra telur menggunakan ukuran (224x224x3), ukuran ini digunakan untuk meningkatkan jumlah data latih untuk memperoleh variasi gambar[8]. Dengan menggunakan CNN, kita dapat melatih model untuk mengenali pola-pola visual dalam gambar telur dan mengklasifikasikan ukurannya (misalnya, kecil, sedang, besar) dengan lebih efektif dan akurat.

3.5. Perhitungan Confusion Matrix

Confusion matrix adalah alat yang sering digunakan dalam pengukuran kinerja model klasifikasi dalam machine learning. Matriks ini memberikan gambaran tentang bagaimana model klasifikasi bekerja dengan membandingkan hasil prediksi model dengan label yang sebenarnya. Berikut adalah penjelasan detail mengenai teori pengukuran menggunakan confusion matrix[9]:

Tabel 1. Struktur *Confusion Matrix*

	<i>Predicted Positive</i>	<i>Predicted Negative</i>
<i>Actual Positive</i>	True Positive (TP)	False Negative (FN)
<i>Actual Negative</i>	False Positive (FP)	True Negative (TN)

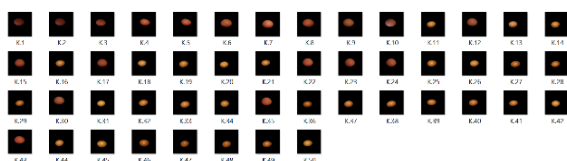
Dengan keterangan sebagai berikut:

- True Positive (TP) adalah jumlah data yang sebenarnya positif dan diprediksi sebagai positif oleh model.
- False Negative (FN) adalah jumlah data yang sebenarnya positif tetapi diprediksi negatif oleh model.
- False Positive (FP) adalah jumlah data yang sebenarnya negatif tetapi diprediksi positif oleh model.
- True Negative (TN) adalah jumlah data yang sebenarnya negatif dan diprediksi negatif oleh model.

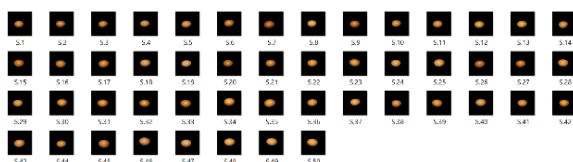
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Dataset

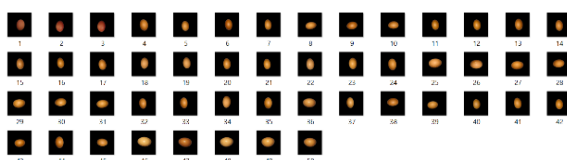
Adapun jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu sebanyak 150 telur sebagai data latih. Dataset tersebut mencakup berbagai ukuran dan kondisi telur, yang terdiri dari 50 telur besar, 50 telur sedang, dan 50 telur kecil. Variasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan mampu mengenali telur dengan berbagai karakteristik secara akurat. Pengambilan citra telur menggunakan kamera hp 64 mp dengan jarak 10 cm – 20 cm menggunakan tripod atau penggaris. Proses pengujian citra menggunakan format (.png) dengan background gelap dan dimensi pixel yang sama 224 x 224 untuk proses sebagai data latih pada CNN.



Gambar 1. Citra Telur Kecil



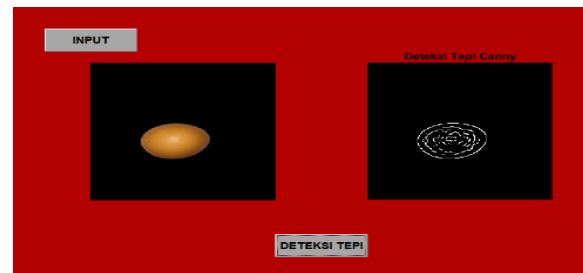
Gambar 2. Citra Telur Sedang



Gambar 3. Citra Telur Besar

4.2. Penerapan Canny

Penerapan canny dilakukan pada saat citra di input maka tepi telur terdeteksi, objek telur dianalisis yang kemudian digunakan untuk menemukan kontur atau batas telur menggunakan fungsi “bwboundaries”.



Gambar 4. Deteksi Tepi Canny

Setelah melalui proses deteksi tepi, hasilnya ditampilkan pada bagian kanan, di mana garis-garis tepi dari objek pada citra input diekstraksi dengan jelas. Proses ini dilakukan menggunakan metode Canny, yang bekerja melalui beberapa tahapan, seperti penghalusan citra untuk mengurangi noise, perhitungan gradien intensitas untuk mendeteksi perubahan piksel, penyaringan tepi dengan non-maximum suppression, serta pengambungan tepi melalui teknik hysteresis thresholding. Button "DETEKSI TEPI" yang berada di bawah antarmuka berfungsi sebagai pemicu untuk memulai proses analisis citra. Hasil deteksi tepi kemudian dapat divisualisasikan untuk memudahkan analisis dengan metode ekstraksi fitur.

4.3. Ekstraksi Fitur

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan metode ekstraksi fitur bentuk untuk menganalisis karakteristik telur. Dari tujuh rumus fitur bentuk yang tersedia, peneliti memilih empat rumus utama, yaitu area, perimeter, eccentricity, dan solidity yang dipertimbangkan paling sesuai untuk mengukur dan menggambarkan karakteristik bentuk telur secara akurat. Fitur-fitur ini membantu dalam proses klasifikasi dan analisis lebih lanjut dengan menyederhanakan citra yang kompleks.

Dalam penelitian klasifikasi ukuran telur, fitur bentuk yang umum digunakan beserta rumusnya meliputi:

a. Area

Area merupakan luas wilayah dalam suatu objek pada citra yang dihitung dengan menjumlahkan semua piksel, termasuk dalam objek setelah segmentasi.

b. Perimeter

Perimeter merupakan panjang total batas (kontur) objek. Perimeter dihitung dengan menjumlahkan jarak antara piksel yang membentuk garis luar objek. Dalam citra digital, biasanya dihitung berdasarkan jarak Euclidean antar piksel di sepanjang kontur.

c. Eccentricity

Eccentricity adalah mengukur bentuk elips objek, yaitu rasio antara jarak fokus elips dengan sumbu utama elips.

Rumus:

$$Eccentricity = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}}$$

Di mana:

a: Panjang sumbu utama elips.

b: Panjang sumbu minor elips.

Nilai eccentricity berkisar antara 0 dan 1. Objek yang berbentuk lingkaran sempurna memiliki eccentricity mendekati 0, sedangkan bentuk yang lebih memanjang (oval) memiliki eccentricity mendekati 1.

d. Solidity

Solidity merupakan perbandingan antara area objek dengan area convex hull (selubung cembung).

$$Solidity = \frac{Area}{Area\ Convex\ Hull}$$

Convex hull adalah bentuk cembung terkecil yang mencakup seluruh objek. Nilai solidity menunjukkan seberapa cembung atau kompleks bentuk objek. Nilai mendekati 1 menunjukkan objek yang cembung sempurna, sedangkan nilai lebih kecil menunjukkan objek dengan bentuk yang lebih kompleks atau cekung. Hasil dari perhitungan ekstraksi fitur bentuk dengan menggunakan rumus diatas dan sudah diimplementasikan kedalam sistem

Berdasarkan hasil ekstraksi fitur bentuk pada data latih citra telur dengan tiga kategori ukuran kecil, sedang, dan besar dapat diamati adanya perbedaan signifikan dalam nilai area, perimeter, eccentricity, dan solidity, yang menjadi indikator utama dalam klasifikasi ukuran telur.

Pada telur berukuran kecil, nilai area berkisar antara 232 hingga 319, dengan perimeter dalam rentang 205.812 hingga 286.612. Nilai eccentricity pada kategori ini cenderung lebih tinggi dibandingkan kategori lainnya, berkisar antara 0.5506 hingga 0.7290, yang menunjukkan bentuk lebih lonjong. Sementara itu, nilai solidity berkisar antara 0.0513 hingga 0.0695, yang mengindikasikan tingkat kepadatan bentuk telur yang relatif bervariasi.

Untuk telur berukuran sedang, nilai area sedikit lebih besar, berkisar antara 258 hingga 313, dengan perimeter dalam rentang 229.316 hingga 278.532. Nilai eccentricity pada kategori ini lebih stabil dibandingkan telur kecil, berada dalam kisaran 0.5506 hingga 0.7066, menunjukkan bentuk yang relatif lebih simetris dibandingkan telur kecil. Nilai solidity pada telur sedang berkisar antara 0.0524 hingga 0.0634, yang memperlihatkan pola kepadatan bentuk yang lebih merata dibandingkan kategori kecil.

Sementara itu, telur berukuran besar memiliki area yang jauh lebih besar dibandingkan dua kategori lainnya, dengan rentang 292 hingga 395, serta perimeter antara 251.207 hingga 347.274. Nilai

eccentricity berkisar antara 0.6215 hingga 0.7184, menunjukkan bentuk yang lebih oval namun tetap memiliki tingkat simetri yang lebih baik dibandingkan telur kecil dan sedang. Sedangkan nilai solidity berkisar antara 0.0423 hingga 0.0567, yang menunjukkan kecenderungan bentuk telur besar untuk memiliki proporsi permukaan yang lebih luas dibandingkan kategori lainnya. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa sistem ekstraksi fitur mampu menangkap perbedaan signifikan dalam ukuran telur berdasarkan nilai area, perimeter, eccentricity, dan solidity. Data ini dapat digunakan sebagai acuan dalam proses klasifikasi otomatis yang dilakukan oleh sistem, di mana perbedaan ukuran telur dapat diidentifikasi secara akurat berdasarkan karakteristik bentuk yang telah diekstraksi.

Analisis ini mengindikasikan bahwa setiap kategori telur memiliki karakteristik yang dapat dibedakan, yang sangat potensial untuk diklasifikasikan secara otomatis menggunakan metode seperti CNN (Convolutional Neural Network) dengan memanfaatkan parameter-parameter tersebut sebagai fitur utama.

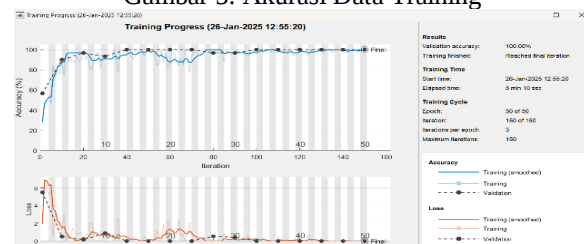
4.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Setelah melalui tahap ekstraksi fitur, langkah berikutnya adalah metode Convolutional Neural Networks (CNN), yang merupakan metode pembelajaran mendalam (deep learning) yang sangat efektif dalam pengolahan gambar, termasuk dalam klasifikasi ukuran telur. Fungsi utama CNN dalam konteks ini adalah untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dengan memanfaatkan kemampuan jaringan saraf untuk mengenali fitur-fitur kompleks dalam data gambar, seperti tekstur permukaan atau hubungan spasial antara piksel. Pada penelitian ini, citra telur menggunakan ukuran (224x224x3). Dengan menggunakan CNN, kita dapat melatih model untuk mengenali pola-pola visual dalam gambar dan mengklasifikasikan ukurannya (misalnya, kecil, sedang, besar) dengan lebih efektif dan akurat.

```
>> train_cnn_mg
Training on single GPU.
Initializing image normalization.
```

Epoch	Iteration	Time Elapsed (h:mm:ss)	Mini-batch Accuracy	Validation Accuracy	Mini-batch Loss	Validation Loss	Base Learning Rate
1	1	00:00:06	28.13%	56.47%	1.9155	5.4840	0.0010
4	10	00:00:20	87.50%	90.00%	1.1917	0.5071	0.0010
7	20	00:00:49	100.00%	96.47%	0.0080	0.1544	0.0010
10	30	00:01:10	93.75%	93.33%	0.0665	0.5906	0.0010
14	40	00:01:30	96.88%	100.00%	0.1295	-0.0000e+00	0.0010
17	50	00:01:50	100.00%	100.00%	3.0540e-07	-0.0000e+00	0.0010
20	60	00:02:09	87.50%	100.00%	1.3154	1.5370e-04	0.0010
24	70	00:02:29	93.75%	100.00%	0.5292	0.0001	0.0010
27	80	00:02:49	96.88%	96.47%	0.2340	0.5314	0.0010
30	90	00:03:10	96.88%	96.47%	0.1740	0.4342	0.0010
34	100	00:03:30	100.00%	100.00%	6.0340e-06	-0.0000e+00	0.0010
37	110	00:03:49	96.88%	100.00%	0.4905	-0.0000e+00	0.0010
40	120	00:04:09	100.00%	100.00%	1.0760e-06	-0.0000e+00	0.0010
44	130	00:04:29	100.00%	100.00%	0.0000	-0.0000e+00	0.0010
47	140	00:04:50	100.00%	100.00%	1.1609e-05	-0.0000e+00	0.0010
50	150	00:05:10	100.00%	100.00%	6.5494e-05	4.7468e-05	0.0010

Gambar 5. Akurasi Data Training



Gambar 6. Training Plot Loss dan Accuracy

Berdasarkan hasil pelatihan model CNN yang dilakukan, terlihat bahwa pelatihan berlangsung selama 50 epoch dengan total 150 iterasi (3 iterasi per epoch). Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan signifikan pada akurasi mini-batch dan validasi. Pada awal pelatihan, mini-batch accuracy sebesar 28.13% dan validation accuracy sebesar 56.67%. Namun, pada akhir pelatihan, kedua metrik tersebut mencapai 100%, yang mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan sangat baik. Selain itu, loss mini-batch dan validasi menurun drastis dari nilai awal 1.9155 dan 5.4840 hingga mendekati nol, menunjukkan minimnya kesalahan prediksi.

Grafik pelatihan mendukung temuan ini, di mana akurasi pelatihan dan validasi meningkat dengan stabil hingga mencapai 100%. Tidak ada fluktuasi besar dalam akurasi validasi, yang menunjukkan bahwa model tidak mengalami masalah overfitting maupun underfitting. Loss juga menurun secara konsisten hingga sangat kecil setelah sekitar 20 epoch, menegaskan kemampuan model dalam meminimalkan kesalahan selama pelatihan.

Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan bahwa CNN sangat unggul dalam tugas klasifikasi ini, dengan performa optimal dan generalisasi yang baik. Untuk langkah selanjutnya, validasi tambahan menggunakan data testing dapat dilakukan untuk memastikan bahwa model ini mampu bekerja dengan baik pada data baru. Selain itu, jumlah epoch dapat disesuaikan karena model telah mencapai akurasi optimal sebelum 50 epoch, yang dapat menghemat waktu komputasi tanpa mengurangi performa model.

4.5. Perhitungan Confusion Matrix

a. Accuracy (Akurasi)

$$AKURASI = \frac{\text{Jumlah Prediksi Besar}}{\text{Jumlah Total Data}} \quad (1)$$

$$= \frac{150}{150} \times 100\% = 100\%$$

b. Precesion (Presisi)

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$= \frac{150}{150+0} \times 100\% = 100\%$$

c. Recall

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

$$= \frac{150}{150+0} \times 100\% = 100\%$$

Berdasarkan hasil evaluasi model menggunakan Confusion Matrix, diperoleh akurasi sebesar 100%, presisi 100%, dan recall 100%. Nilai ini

menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan seluruh data uji dengan sempurna, tanpa adanya kesalahan dalam prediksi. Tidak ditemukan False Positive (FP) maupun False Negative (FN), sehingga setiap sampel yang diklasifikasikan sebagai positif atau negatif benar-benar sesuai dengan label aslinya. Hasil ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik terhadap data uji. Namun, untuk memastikan keandalan model, perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut, seperti pengujian pada dataset yang lebih beragam guna menghindari kemungkinan overfitting.

4.5.1. Perhitungan Manual Jangka Sorong

Dalam penelitian ini, perhitungan manual dalam klasifikasi ukuran telur ayam menggunakan metode ekstraksi fitur bentuk dilakukan dengan menganalisis karakteristik geometris dari setiap sampel telur. Area yang dihitung secara manual meliputi jumlah area telur yang digambar menggunakan alat tulis, lebar, luas, ada juga parameter yang diukur panjang gambar telur menggunakan alat ukur seperti penggaris. Pengukuran ini dilakukan dengan menggunakan alat bantu seperti jangka sorong atau perangkat lunak analisis citra untuk memastikan akurasi data. Setelah data diperoleh, fitur-fitur bentuk tersebut dibandingkan dengan standar ukuran yang telah ditetapkan untuk menentukan kategori telur, apakah termasuk kecil, sedang, atau besar. Hasil perhitungan manual ini nantinya akan digunakan sebagai data pembandingan dalam proses klasifikasi otomatis menggunakan metode ekstraksi fitur berbasis pemrograman, guna mengevaluasi keakuratan sistem yang dikembangkan.

4.5.2. Proses perhitungan jangka sorong

Jangka sorong merupakan alat ukur yang digunakan untuk mengukur dimensi suatu benda dengan tingkat ketelitian yang tinggi, biasanya hingga 0,05 mm. Dalam perhitungan manual menggunakan jangka sorong, terdapat dua skala utama yang harus diperhatikan, yaitu skala utama dan skala nonius. Skala utama menunjukkan hasil pengukuran dalam satuan milimeter, sedangkan skala nonius memberikan nilai tambahan untuk meningkatkan akurasi pengukuran yang biasanya dikalikan dengan 0,05 mm. Untuk memperoleh hasil pengukuran maka harus menjumlahkan nilai yang terbaca pada skala utama dengan nilai pada skala nonius yang berimpit atau garis sejajar dengan skala utama[10].

Perhitungan secara manual ini dilakukan dua tahap yaitu untuk mengetahui diameter mayor(Horizontal) dan diameter minor(Veritkal) menggunakan Jangka Sorong :

4.5.3. Perhitungan Diameter Mayor (Horizontal)

Tabel 5. Perhitungan Manual Penentuan Diameter Mayor

Kelompok Telur	Skala Utama (mm)	Skala Nonius (mm)	Perhitungan (mm)
Kecil. 1	54	$9 \times 0,05 = 0,45$	$54 + 0,45 = 54,45$
Kecil. 2	54	$2 \times 0,05 = 0,1$	$54 + 0,1 = 54,1$
Kecil. 3	54	$1 \times 0,05 = 0,05$	$54 + 0,05 = 54,05$
Kecil. 4	53	$1 \times 0,05 = 0,05$	$53 + 0,05 = 53,05$
Kecil. 5	54	$5 \times 0,05 = 0,025$	$54 + 0,025 = 54,25$
Sedang. 1	56	$2 \times 0,05 = 0,1$	$56 + 0,1 = 56,1$
Sedang. 2	57	$1 \times 0,05 = 0,05$	$57 + 0,05 = 57,05$
Sedang. 3	57	$1 \times 0,05 = 0,05$	$57 + 0,15 = 57,15$
Sedang. 4	57	$1 \times 0,05 = 0,05$	$57 + 0,05 = 57,05$
Sedang. 5	57	$1 \times 0,05 = 0,05$	$58 + 0,05 = 57,05$
Besar. 1	61	$2 \times 0,05 = 0,1$	$61 + 0,1 = 61,1$
Besar. 2	60	$2 \times 0,05 = 0,1$	$60 + 0,1 = 60,1$
Besar. 3	60	$3 \times 0,05 = 0,15$	$60 + 0,15 = 60,15$
Besar. 4	63	$8 \times 0,05 = 0,4$	$63 + 0,4 = 63,4$
Besar. 5	60	$3 \times 0,05 = 0,15$	$60 + 0,15 = 60,15$

4.5.4. Perhitungan Diameter Minor (Vertikal)

Tabel 6. Perhitungan Manual Penentuan Diameter Mayor

Kelompok Telur	Skala Utama (mm)	Skala Nonius (mm)	Perhitungan (mm)
Kecil. 1	44	$8 \times 0,05 = 0,4$	$44 + 0,4 = 44,4$
Kecil. 2	44	$2 \times 0,05 = 0,1$	$44 + 0,1 = 44,1$
Kecil. 3	44	$7 \times 0,05 = 0,05$	$44 + 0,35 = 44,35$
Kecil. 4	43	$2 \times 0,05 = 0,05$	$43 + 0,1 = 43,1$
Kecil. 5	44	$8 \times 0,05 = 0,4$	$44 + 0,4 = 44,4$
Sedang. 1	46	$7 \times 0,05 = 0,35$	$46 + 0,35 = 46,35$
Sedang. 2	46	$1 \times 0,05 = 0,05$	$46 + 0,05 = 46,05$
Sedang. 3	46	$3 \times 0,05 = 0,15$	$46 + 0,15 = 46,15$
Sedang. 4	45	$6 \times 0,05 = 0,3$	$45 + 0,3 = 45,3$
Sedang. 5	46	$3 \times 0,05 = 0,15$	$46 + 0,15 = 46,15$
Besar. 1	48	$1 \times 0,05 = 0,05$	$48 + 0,05 = 48,05$
Besar. 2	48	$8 \times 0,05 = 0,4$	$48 + 0,4 = 48,04$
Besar. 3	47	$4 \times 0,05 = 0,2$	$47 + 0,2 = 47,2$
Besar. 4	48	$1 \times 0,05 = 0,05$	$48 + 0,05 = 48,05$
Besar. 5	49	$2 \times 0,05 = 0,1$	$49 + 0,1 = 49,1$

Pengukuran diameter mayor dilakukan pada tiga kategori telur, yaitu telur kecil, sedang, dan besar. Berdasarkan tabel yang diberikan, rentang diameter mayor untuk telur kecil berada antara 53,05 mm hingga 54,45 mm, untuk telur sedang berada antara 56,1 mm hingga 57,15 mm, dan untuk telur besar berada antara 60,1 mm hingga 63,4 mm. Dari data ini, terlihat bahwa semakin besar kategori telur, semakin besar pula nilai diameter mayor yang diperoleh. Proses perhitungan menggunakan skala utama dan skala nonius menunjukkan bahwa perbedaan ukuran setiap telur cukup signifikan, terutama pada telur besar yang memiliki diameter mayor tertinggi, yaitu 63,4 mm.

Pengukuran diameter minor juga dilakukan dengan metode yang sama, yaitu dengan menjumlahkan skala utama dan nilai dari skala nonius. Berdasarkan tabel, diameter minor untuk telur kecil berkisar antara 43,1 mm hingga 44,4 mm, untuk telur sedang berkisar antara 45,05 mm hingga 46,35 mm, dan untuk telur besar berkisar antara 47,2 mm hingga 49,1 mm. Sama seperti pada diameter mayor,

telur yang lebih besar memiliki diameter minor yang lebih tinggi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi ukuran telur ayam menggunakan metode Canny, ekstraksi fitur, dan Convolutional Neural Network (CNN) mampu mengklasifikasikan telur ayam ke dalam kategori kecil, sedang, dan besar dengan kinerja optimal. Pengujian menunjukkan bahwa sistem mencapai akurasi 100%, presisi 100%, dan recall 100%, sehingga membuktikan bahwa metode yang digunakan efektif dalam mengklasifikasikan ukuran telur ayam secara otomatis. Sistem ini dapat mengurangi kesalahan, serta meningkatkan konsistensi dalam klasifikasi ukuran telur ayam (kecil, sedang, dan besar). Selain itu, sistem ini dapat diimplementasikan dalam industri peternakan untuk mendukung pengoptimalan distribusi telur. Meskipun sistem ini telah menunjukkan kinerja 100% dalam klasifikasi ukuran telur ayam, masih terdapat beberapa kelemahan yang dapat diperbaiki. Salah satunya adalah tampilan GUI di MATLAB yang saat

ini hanya mendukung satu input citra dalam sekali proses. Meskipun sistem ini telah menunjukkan hasil yang sangat baik, pengembangan lebih lanjut masih diperlukan untuk memastikan keandalan dalam berbagai kondisi. Salah satu aspek yang perlu ditingkatkan adalah kemampuan model dalam menangani variasi data yang lebih kompleks guna menghindari potensi overfitting. Selain itu, integrasi dengan teknologi IoT atau sistem robotik dapat menjadi solusi untuk meningkatkan efisiensi waktu serta mempercepat proses klasifikasi secara otomatis dalam skenario dunia nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. M. Davidson, R. Tampubolon, and A. R. Situmorang, "Pola Makan Dan Aktivitas Fisik Mahasiswa Fakultas Kedokteran Dan Ilmu Kesehatan Universitas Kristen Satya Wacana Selama Pandemi Covid-19," *Darussalam Nutr. J.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–12, 2024, doi: 10.21111/dnj.v8i1.8977.
- [2] S. T. Damanik, A. Setiawan, T. Simanjuntak, A. A. Tumanggor, and F. Ramadhani, "Analisis Deteksi Tepi untuk Mengidentifikasi Jenis Mobil," *Explor. J. Sist. Inf. dan Telemat.*, vol. 14, no. 1, p. 103, 2023, doi: 10.36448/jsit.v14i1.3082.
- [3] K. Rofidah *et al.*, "Membangun Kesehatan Dari Dalam Dengan Menu Sehat Berprotein Tinggi," *J. Ilmu Kesehat. dan Gizi*, vol. 2, no. 3, pp. 06–19, 2024, [Online]. Available: <https://prin.or.id/index.php/jig/article/view/2933>
- [4] K. Saputra and S. Wahyuni, "Identifikasi Jenis Tanaman Berdasarkan Ekstraksi Fitur Morfologi Daun Menggunakan K-Nearest Neighbor," *J. Tek. dan Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 24–29, 2023, [Online]. Available: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Folio>.
- [5] I. Irma, M. Muchtar, R. Adawiyah, and S. Sarimuddin, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Cabai Merah Keriting Menggunakan Svm Multiclass Berdasarkan Ekstraksi Fitur Warna," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 1747–1755, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4430.
- [6] M. F. Pratama Adi, A. L. Prasasti, and M. W. Paryasto, "Klasifikasi Ukuran dan Kualitas Telur Ayam Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Classification of Chicken Egg Quality and Size Using the Convolutional Neural Network Algorithm," vol. 10, no. 1, pp. 1–8, 2023.
- [7] NABILA MAULIDA, "KLASIFIKASI PENURUNAN KUALITAS TELUR AYAM RAS BERDASARKAN WARNA KERABANG TELUR MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," vol. 9, pp. 356–363, 2022.
- [8] A. Sembiring, S. Rahman, D. Siregar, M. Zen, and S. Suriati, "Analisis Perbandingan Akurasi Pre-Trained Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kelompok Usia Pengunjung Rumah Sakit," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 515–521, 2023, doi: 10.47065/josh.v4i2.2913.
- [9] N. Hidayah and Dodiman, "Implementasi Algoritma Multinomial Naïve Bayes, TF-IDF dan Confusion Matrix dalam Pengklasifikasian Saran Monitoring dan Evaluasi Mahasiswa Terhadap Dosen Teknik Informatika Universitas Dayanu Ikhsanuddin," *J. Akad. Pendidik. Mat.*, vol. 10, no. 1, pp. 8–15, 2024.
- [10] E. T. Astuti, E. Mahendrawan, I. Solihat, E. H. Sutopo, and A. D. Setyowati, "Pelatihan Pembacaan Alat Ukur Dimensi Jangka Sorong dan Mikrometer Skrup Untuk Pengukuran Teknik di SMK Sasmita Jaya 2, Pamulang Barat, Kota Tangerang Selatan," *GARDA J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 1, no. 2, pp. 7–16, 2021.