

Klasifikasi Tingkat Kesegaran Cumi-Cumi (*Loligo vulgaris*) Menggunakan Metode Support Vector Machine Berbasis Citra Digital

Danyi Aprizal¹, Seli Octaria Simatupang², Nurul Hayaty³
^{1,2,3}Jurusan Teknik Informatika, FTTK, Universitas Maritim Raja Ali Haji
^{1,2,3}Jl. Politeknik Senggarang, Tanjungpinang 29100
*Corresponding Author: nurul.hayaty@umrah.ac.id

Abstract—Determining the freshness level of squid (*Loligo vulgaris*) is crucial to ensure the quality and safety of seafood products. This study develops an automatic classification system based on digital image processing using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The freshness categories are divided into three classes: Fresh, Not Fresh, and Spoiled. The images used were preprocessed through cropping, resizing to a uniform size, augmentation, and color space conversion. Feature extraction involved color features (RGB and HSI) and texture features (using the Gray Level Co-occurrence Matrix or GLCM). The SVM model was trained using the RBF kernel and evaluated on a separate test dataset to measure its classification performance. The results showed that combining color and texture features significantly improved the accuracy, reaching 87.65% on the test data. As a practical implementation, the system was developed into a graphical user interface (GUI) using MATLAB, enabling users to predict squid freshness directly. This study demonstrates that the proposed method has promising potential as an early solution for digital and efficient quality control in the seafood industry.

Keywords— Squid freshness, SVM, digital image, color features, texture features

Intisari— Penentuan tingkat kesegaran cumi-cumi (*Loligo vulgaris*) sangat penting untuk memastikan mutu dan keamanan konsumsi produk laut. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi otomatis berbasis citra digital menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Kategori kesegaran dibagi menjadi tiga kelas: Segar, Tidak Segar, dan Busuk. Citra yang digunakan telah melalui proses preprocessing seperti cropping, resize ke ukuran seragam, augmentasi, serta konversi ruang warna. Ekstraksi fitur mencakup informasi warna (RGB dan HSI) serta tekstur (menggunakan metode GLCM). Model SVM dilatih menggunakan kernel RBF dan diuji pada data uji terpisah untuk menilai performa klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna dan tekstur mampu meningkatkan akurasi hingga 87,65%. Sebagai bentuk implementasi, sistem ini dikembangkan dalam antarmuka pengguna (GUI) menggunakan MATLAB untuk memudahkan prediksi kesegaran secara langsung. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan berpotensi digunakan sebagai sistem awal dalam pengawasan mutu hasil laut secara digital dan efisien.

Kata kunci— Kesegaran Cumi-Cumi, SVM, Citra Digital, Fitur Warna, Fitur Tekstur.

I. PENDAHULUAN

Cumi-cumi (*Loligo vulgaris*) merupakan salah satu hasil laut bernilai ekonomi tinggi yang

banyak dikonsumsi masyarakat. Tingkat kesegaran cumi-cumi sangat memengaruhi kualitas rasa, kandungan gizi, serta keamanan

produk [1]. Penilaian kesegaran umumnya masih dilakukan secara manual melalui pengamatan warna, bau, dan tekstur, yang bersifat subjektif dan tidak konsisten antar individu [2].

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital memungkinkan penilaian mutu produk laut dilakukan secara otomatis, cepat, dan objektif. Melalui analisis visual pada gambar cumi-cumi, fitur warna dan tekstur dapat diekstraksi untuk digunakan dalam klasifikasi tingkat kesegaran [3]. Salah satu algoritma klasifikasi yang banyak digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM), yang efektif dalam memisahkan data berdimensi tinggi menggunakan hyperplane optimal [4].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tingkat kesegaran cumi-cumi berbasis citra digital menggunakan fitur warna (RGB dan HSI) dan tekstur (GLCM), serta memanfaatkan algoritma SVM. Sistem ini diharapkan dapat menjadi solusi penilaian mutu yang efisien dan dapat diterapkan di industri hasil laut

II. METODE PENELITIAN

Pengolahan citra digital merupakan salah satu cabang ilmu komputer yang memanfaatkan teknologi untuk mengekstraksi informasi dari gambar dengan bantuan perangkat lunak. Pengolahan citra dapat dilakukan melalui pendekatan matematis maupun geometris untuk mengenali pola visual khas dari suatu objek, seperti warna, bentuk, dan tekstur dalam citra digital [3].

Cumi-cumi (*Loligo vulgaris*) adalah hewan laut dari kelas Cephalopoda yang memiliki nilai ekonomi tinggi. Karakteristik visual dari cumicumi, khususnya pada bagian mantel, mengalami perubahan signifikan selama proses penyimpanan. Morfologi tubuh cumi-cumi yang khas ini dapat dimanfaatkan sebagai indikator visual tingkat kesegaran, dan dapat diklasifikasikan menggunakan sistem berbasis citra digital [1], [2].

Salah satu algoritma klasifikasi yang umum digunakan dalam pengolahan citra adalah *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma ini bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang dapat

memisahkan data dari berbagai kelas secara akurat. SVM memiliki keunggulan karena mampu mengklasifikasikan data berdimensi tinggi, serta memanfaatkan fungsi kernel untuk memetakan data ke ruang fitur yang lebih kompleks [4].

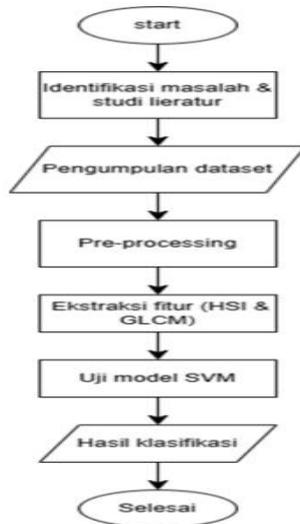
Fitur warna pada citra umumnya diekstraksi dari komponen *Red*, *Green*, *Blue* (RGB), serta dapat dikembangkan ke ruang warna alternatif seperti *Hue*, *Saturation*, *Intensity* (HSI) untuk menangkap perubahan warna yang lebih representatif. Sementara itu, fitur tekstur diekstraksi dengan metode *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM), yang menghitung hubungan statistik antar piksel dalam citra untuk menghasilkan parameter seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* [5]. Penelitian sebelumnya oleh Putri et al. (2023) telah menerapkan SVM untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran ikan berdasarkan citra mata, dan memperoleh akurasi yang tinggi [6].

Penelitian lain juga menunjukkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM mampu memberikan hasil yang baik dalam klasifikasi citra hasil pertanian seperti daun herbal dan buah-buahan [7]. Selain itu, studi oleh Darmawati et al. (2024) menunjukkan bahwa kombinasi metode Fourier Descriptor dan GLCM, yang kemudian diklasifikasikan dengan SVM dan CNN, dapat digunakan untuk klasifikasi kualitas daun herbal secara efektif [8]. Berdasarkan pendekatan-pendekatan tersebut, sistem klasifikasi otomatis tingkat kesegaran cumi-cumi berbasis citra digital sangat memungkinkan untuk diimplementasikan di industri hasil laut secara efisien dan akurat

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan yang sistematis dan saling berhubungan, tahapan ini akan dijabarkan dalam bentuk metode penelitian, adapun tahapan metode penelitian yang penulis lakukan dapat dilihat seperti pada gambar berikut:

3.1 Diagram Alur Penelitian



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan yang bisa dilihat pada gambar 1. Penelitian dimulai dengan mengklasifikasikan atau mengidentifikasi masalah yang akan dilakukan penelitiannya, serta mencari referensi studi pustaka yang terkait dengan penelitian. Beberapa sumber yang digunakan berasal dari jurnal ilmiah dan artikel yang berkaitan dengan objek yang diteliti yaitu Cumi-cumi (*Loligo Vulgaris*) dengan menerapkan klasifikasi citra gambar menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM), dimana data yang digunakan adalah data ekstraksi warna dan ekstraksi tekstur dari citra. Data citra dikumpulkan melalui bantuan kamera smartphone peneliti.

Penelitian dilanjutkan dengan menganalisa sistem yang akan dibuat untuk memahami kebutuhan sistemnya dan memahami bagaimana sistem bekerja. Tahap berikutnya adalah perancangan dan implementasi sistem berdasarkan metode yang digunakan. Setelah itu, dilakukan tahap akhir yaitu uji model, yang bertujuan untuk mengevaluasi performa sistem dalam melakukan klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, peneliti kemudian menarik kesimpulan dari penelitian yang telah dilaksanakan.

3.2 Pengumpulan Data Sampel

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan mengambil citra digital cumicumi jenis *Loligo vulgaris* menggunakan kamera smartphone dalam kondisi pencahayaan alami ruangan. Proses pengambilan gambar dilakukan secara langsung pada bagian mantel cumi-cumi dengan latar polos agar meminimalkan gangguan latar belakang.

Kategori tingkat kesegaran cumi-cumi dalam penelitian ini ditentukan melalui kombinasi pendekatan visual oleh praktisi serta acuan standar resmi. Pelabelan dataset dilakukan oleh pakar dari Dinas Perairan dan Perikanan Provinsi NTB. Hal ini sejalan dengan pendekatan yang digunakan oleh Bimantoro dkk. (2021) [9].

Setiap citra diklasifikasikan ke dalam tiga kelas berdasarkan lama waktu penyimpanan pada suhu ruang, dengan indikator sebagai berikut:

- Segar: 0 jam setelah penangkapan
- Tidak Segar: 24 jam penyimpanan pada suhu ruang
- Busuk: 48 jam penyimpanan pada suhu ruang

Sebagai penguat, acuan tambahan diambil dari dokumen FAO (1995) "Quality and Quality Changes in Fresh Fish" dan SNI 2729:2013 tentang mutu ikan segar [10]. Kedua referensi tersebut memberikan pedoman visual dan organoleptik dalam mengklasifikasikan ikan segar berdasarkan warna, tekstur daging, lendir permukaan, dan kondisi mata. Dengan pendekatan ini, proses pelabelan kategori "Segar", "Tidak Segar", dan "Busuk" dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Adapun penjelasan lebih rinci mengenai data yang akan digunakan untuk masing – masing kelas dapat dilihat pada penjelasan dan tabel dibawah ini.

Awalnya dikumpulkan masing-masing 30 citra untuk tiap kelas, sehingga total data mentah berjumlah 90 citra.

Tabel 1. Data Sample

No	Kondisi Penyimpanan	Contoh Citra	Keterangan
1	Cumi Segar		Cumi baru ditangkap, segar
2	Cumi Segar Tidak		Cumi-cumi disimpan di suhu ruang selama 24 jam
3	Cumi Busuk		Cumi-cumi disimpan di suhu ruang selama 48 jam

3.2.1 Akuisisi Citra

Setiap gambar diambil dalam proporsi persegi (rasio 1:1), kemudian disimpan dalam format JPEG dan resolusi bervariasi, tetapi akan disesuaikan (resize) pada tahap preprocessing. Folder struktur dataset awal adalah sebagai berikut:

```
Dataset/
├── Segar/
├── Tidak_Segar/
└── Busuk/
```

3.2.2 Augmentasi Dataset

Karena jumlah data asli relatif kecil, dilakukan augmentasi data untuk meningkatkan keragaman dan ukuran dataset. Teknik augmentasi yang digunakan antara lain:

- Rotasi $\pm 15^\circ$ hingga $\pm 90^\circ$
- Pencermianan horizontal (flipping)
- Peningkatan/penurunan kecerahan (*brightness*)
- Translasi/pemotongan kecil

Augmentasi dilakukan secara sistematis menggunakan skrip MATLAB tanpa *toolbox* eksternal. Hasil augmentasi disimpan dalam folder baru dengan struktur yang sama.

Tabel 2. Data Sample

Kelas	Jumlah Data Asli	Data Setelah Augmentasi
Segar	30	180
Tidak Segar	30	180
Busuk	30	180
Total	90	540

3.3 Preprocessing Citra

Tahapan *preprocessing* dilakukan untuk menyamakan karakteristik citra sehingga proses

ekstraksi fitur dan klasifikasi dapat berjalan lebih optimal. Adapun langkah-langkah *preprocessing* meliputi:

3.3.1 Resize Ukuran Citra

Semua citra yang dikumpulkan, baik citra asli maupun hasil augmentasi, diubah ukurannya menjadi 128×128 piksel. Ukuran ini dipilih agar proses komputasi menjadi lebih efisien, sekaligus mempertahankan detail visual penting pada objek cumi-cumi.

```
img = imresize(imread(path), [128 128]);
```

3.3.2 Konversi Format Warna

Citra awal biasanya dalam format RGB. Namun, untuk ekstraksi fitur warna dan tekstur, citra dikonversi ke:

- HSI \rightarrow untuk mendapatkan nilai Hue, Saturation, Intensity
- Grayscale \rightarrow sebagai dasar ekstraksi fitur tekstur GLCM.

3.3.3 Penyesuaian Channel

Jika ditemukan citra grayscale (channel < 3), maka citra tersebut dikonversi ke RGB dengan menyalin channel agar tetap seragam:

```
if size(img, 3) < 3 img = cat(3, img, img, img); end.
```

3.3.4 Normalisasi Fitur (*Min-Max Scaling*)

Setelah fitur warna dan tekstur diekstraksi, dilakukan normalisasi ke rentang $[0, 1]$ agar model klasifikasi dapat memproses semua fitur dengan bobot yang setara. Nilai min dan max diambil dari data pelatihan dan digunakan juga untuk normalisasi data uji.

```
X_norm = (X - minVals) ./ (maxVals - minVals);
```

Langkah-langkah ini memastikan bahwa dataset memiliki ukuran seragam, format warna konsisten, dan skala fitur seimbang. Semua proses dilakukan secara otomatis menggunakan MATLAB.

3.4 Ekstraksi Fitur

Tahapan ekstraksi fitur dilakukan untuk mengambil informasi penting dari setiap citra

cumi-cumi yang akan digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi. Dalam penelitian ini, fitur yang diambil terdiri dari dua jenis, yaitu fitur warna dan fitur tekstur, yang diyakini dapat merepresentasikan karakteristik visual cumi-cumi segar, tidak segar, dan busuk.

3.4.1 Fitur Warna RGB

Model warna RGB (Red, Green, Blue) adalah model warna standar yang digunakan oleh kamera digital. Setiap gambar terdiri dari tiga kanal warna utama, yaitu R (merah), G (hijau), dan B (biru). Dalam penelitian ini, fitur warna dari RGB diperoleh dengan menghitung nilai rata-rata intensitas dari masing-masing kanal. Rumus sederhana untuk setiap kanal warna: Nilai rata-rata kanal:

$$X = \frac{1}{MN} \sum_i^m = 1 X(i, j) \quad (1)$$

Dimana X adalah kanal R, G, atau B dan M X N citra (dalam piksel).

3.4.2 Fitur Warna HSI

Model warna HSI (*Hue, Saturation, Intensity*) dianggap lebih mendekati persepsi manusia terhadap warna. Konversi dari RGB ke HSI dilakukan setelah citra dibaca dan dinormalisasi. Berikut adalah penjelasan masing-masing komponen:

- *Hue* (H): menunjukkan rona atau jenis warna (seperti merah, biru, kuning)
- *Saturation* (S): menunjukkan kejenuhan warna atau kemurnian
- *Intensity* (I): menunjukkan kecerahan keseluruhan warna.

Persamaan Konversi RGB \rightarrow HIS

- *Hue* (H):

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{1}{2} [(R - G) + (R - B)] \div \sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)} \right) \quad (2)$$

- *Saturation* (S):

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} \cdot \min(R, G, B) \quad (3)$$

- *Intensity* (I):

$$I = \frac{1}{3} (R + G + B) \quad (4)$$

Nilai Hue kemudian dinormalisasi ke rentang [0,1].

3.4.3 Fitur Warna Grayscale

Citra yang awalnya berada dalam format RGB memiliki tiga kanal warna (merah, hijau, biru). GLCM hanya dapat bekerja pada citra satu kanal, sehingga dibutuhkan proses konversi ke grayscale agar nilai intensitas piksel dapat dianalisis secara numerik.

Konversi ini dilakukan menggunakan fungsi *rgb2gray()* dalam MATLAB, yang secara internal menggunakan rumus berikut:

$$\text{Gray}(i, j) = 0.2989 \cdot R(i, j) + 0.5870 \cdot G(i, j) + 0.1140 \cdot B(i, j) \quad (5)$$

Dengan $R(i, j)$, $G(i, j)$, $B(i, j)$ masing-masing merupakan nilai kanal warna pada koordinat (i, j) dalam citra.

3.4.4 Fitur Tekstur GLCM

Setelah citra dalam bentuk *grayscale*, langkah berikutnya adalah menghitung *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yaitu matriks yang merepresentasikan seberapa sering pasangan nilai piksel (keabuan) muncul berdekatan dalam arah tertentu. Dalam penelitian ini, GLCM dihitung dengan arah horizontal offset [0 1]. Setelah matriks GLCM diperoleh, dilakukan pengambilan empat fitur statistik tekstur, yaitu:

- *Contrast* (Kontras)

$$\text{Contrast} = \sum_{j=0}^{n-1} (i - j)^2 \cdot P(i, j) \quad (6)$$

- *Correlation*

$$\text{Correlation} = \sum_{j=0}^{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) \cdot P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (7)$$

- *Energy* (*Angular Second Moment / ASM*)

$$\text{energy} = \sum_{j=0}^{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} (i - j)^2 \quad (8)$$

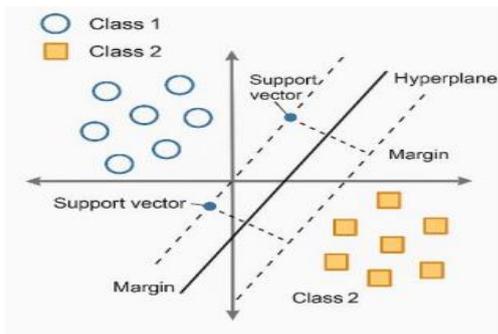
- *Homogeneity*

$$\text{homogeneity} = \sum_{j=0}^{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (9)$$

3.5 Support Vector Machine (SVM)

Dalam penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan adalah Support Vector Machine (SVM), yaitu algoritma pembelajaran mesin yang sangat efektif dalam menangani data berdimensi tinggi seperti citra digital. SVM bekerja dengan cara membangun pemisah (hyperplane) yang

mampu membedakan sampel dari kelas yang berbeda berdasarkan pola data yang ada.



Gambar 2. Prinsip Kerja SVM

Menggambarkan prinsip kerja SVM dalam klasifikasi dua kelas. Hyperplane ditunjukkan sebagai garis pemisah optimal, sedangkan titiktitik yang paling dekat dengannya disebut support vector. SVM berusaha memaksimalkan jarak (margin) antara hyperplane dan support vector dari masing-masing kelas.

Namun, karena data yang digunakan bersifat non-linear, maka digunakan fungsi kernel Radial Basis Function (RBF) untuk memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga dapat dipisahkan dengan lebih baik. Fungsi kernel RBF dirumuskan sebagai:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma|x_i - x_j|^2) \quad (10)$$

Di mana γ adalah parameter yang mengatur tingkat kelengkungan pemisah antar kelas.

Dalam proses pelatihan model, digunakan kombinasi fitur warna (RGB + HSI) dan fitur tekstur (GLCM) yang telah dinormalisasi. Pemilihan SVM sebagai algoritma klasifikasi didasarkan pada kemampuannya yang tangguh dalam menangani data yang memiliki *noise* dan ketidakseimbangan ringan antar fitur.

Untuk menangani klasifikasi lebih dari dua kelas (multiclass), digunakan strategi *OneAgainst-One* (OAO) yang dibangun melalui pustaka LIBSVM. Pendekatan ini secara otomatis membentuk beberapa model SVM biner yang masing-masing membandingkan dua kelas, kemudian hasil klasifikasi akhir ditentukan berdasarkan skema *voting*.

Model akhir disimpan dan digunakan ulang dalam bentuk aplikasi GUI yang memungkinkan pengguna untuk memuat gambar dan memperoleh hasil klasifikasi secara langsung, termasuk tingkat kepercayaan (*confidence*) dari sistem

3.6 Multi - Class SVM

Support Vector Machine (SVM) secara umum dirancang untuk klasifikasi dua kelas (biner). Namun, dalam penelitian ini digunakan tiga kelas target, sehingga diperlukan pendekatan multiclass. Metode yang dipilih adalah *OneAgainst-One* (OvO), yaitu membentuk model SVM biner untuk setiap pasangan kelas.

Jumlah model SVM yang dibentuk ditentukan dengan rumus:

$$K \frac{(K - 1)}{2} = 3 \frac{(3 - 1)}{2} = 3 \quad (11)$$

Dengan K adalah jumlah kelas. Pada kasus ini, terdapat 3 kelas: Segar, Tidak Segar, dan Busuk, sehingga total dibentuk 3 model:

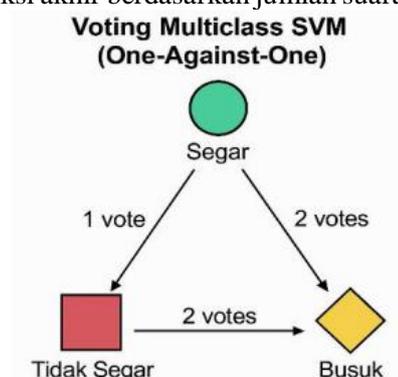
- Segar vs Tidak Segar
- Segar vs Busuk
- Tidak Segar vs Busuk

Setiap model akan memberikan satu prediksi terhadap kelas input. Kemudian, sistem menentukan hasil akhir berdasarkan pemungutan suara (*voting mayoritas*). Kelas yang paling banyak dipilih oleh seluruh model biner dianggap sebagai hasil prediksi akhir:

$$\hat{y} = \arg \max \sum_{i < j} \delta (h_{ij})(x) = k \quad (12)$$

Keterangan

$h_{ij}(x)$: hasil prediksi dari model biner untuk kelas i & j
 δ : fungsi indikator, bernilai 1 jika benar, 0 jika tidak,
 y^\wedge : prediksi akhir berdasarkan jumlah suara terbanyak



Gambar 3. Skema *One-Against-One*

Menunjukkan skema *One-Against-One* untuk klasifikasi multiclass. Dalam pendekatan ini, dibuat model SVM untuk setiap pasangan kelas. Setiap model memberikan satu suara, dan kelas dengan suara terbanyak dipilih sebagai hasil akhir. Pendekatan ini digunakan dalam penelitian untuk mengklasifikasikan tiga kelas kesegaran cumi-cumi secara efisien.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Bagian ini menyajikan hasil dari proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi tingkat kesegaran cumi-cumi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) berbasis citra digital. Dataset yang digunakan berjumlah 540 citra hasil augmentasi, yang kemudian dibagi dengan rasio 70:30, sehingga diperoleh 378 citra untuk pelatihan dan 162 citra untuk pengujian.

4.1.1 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan terhadap tiga jenis fitur yaitu:

- Fitur warna: RGB (Red, Green, Blue)
- Fitur warna: HSI (Hue, Saturation, Intensity) melalui konversi HSV
- Fitur tekstur: Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan empat parameter: contrast, correlation, energy, dan homogeneity.

4.1.2 Hasil Pengujian Berdasarkan Jenis Fitur

Tabel 3. Hasil Akurasi SVM dengan Fitur RGB

Kelas	Jumlah Uji	Prediksi Benar	Akurasi Kelas (%)
Busuk	49	44	89.80
Segar	61	50	81.97
Tidak Segar	52	26	50.00
Total	162	120	74.07

Tabel 4. Hasil Akurasi SVM dengan Fitur HSI

Kelas	Jumlah Uji	Prediksi Benar	Akurasi Kelas (%)
Busuk	49	45	91.84
Segar	61	49	80.33
Tidak Segar	52	34	65.38
Total	162	128	79.01

Tabel 5. Hasil Akurasi SVM dengan Fitur GLCM

Kelas	Jumlah Uji	Prediksi Benar	Akurasi Kelas (%)
Busuk	49	44	89.80
Segar	61	35	57.38
Tidak Segar	52	28	53.85
Total	162	107	66.05

Tabel 6. Hasil Akurasi SVM Gabungan RGB + HSI + GLCM

Kelas	Jumlah Uji	Prediksi Benar	Akurasi Kelas (%)
Busuk	49	42	89.36
Segar	61	43	89.58
Tidak Segar	52	57	85.07
Total	162	142	87.65

Tabel 7. Hasil Akurasi SVM Gabungan RGB + HSI + GLCM

Fitur Digunakan	Akurasi Kelas (%)
RGB	74.07
HSI	79.01
GLCM (4Fitur)	66.05
RGB + HSI + GLCM	87.65

4.2 Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa performa model meningkat secara signifikan dengan penggabungan fitur warna dan tekstur. Fitur tunggal seperti RGB (74.07%) dan HSI (79.01%) menunjukkan performa yang cukup baik, sedangkan fitur tekstur GLCM menghasilkan akurasi sebesar 66.05%, namun masih menyisakan kelemahan terutama pada kelas Tidak Segar. Fitur GLCM yang berfokus pada tekstur memberikan akurasi lebih rendah secara keseluruhan, namun tetap memberikan kontribusi penting ketika dikombinasikan.

Penggabungan ketiga jenis fitur (RGB, HSI, GLCM) terbukti mampu meningkatkan akurasi hingga 87.65%, lebih tinggi dari seluruh fitur tunggal. Hal ini menunjukkan bahwa informasi warna dan tekstur saling melengkapi dalam proses klasifikasi tingkat kesegaran cumi-cumi.

Performa terbaik diperoleh pada kelas Segar dan Busuk, sementara kelas Tidak Segar

masih menunjukkan tantangan klasifikasi karena kemiripan visual dengan dua kelas lainnya.

Dengan menggunakan SVM ber-kernel RBF serta skema pelatihan dan pengujian yang telah dibagi sebelumnya, model menunjukkan performa yang stabil dan cukup optimal, terutama saat seluruh fitur (RGB, HSI, dan GLCM) digabungkan.

Penggabungan ketiga jenis fitur (RGB, HSI, GLCM) terbukti mampu meningkatkan akurasi hingga 87.65%, lebih tinggi dari seluruh fitur tunggal. Hal ini menunjukkan bahwa informasi warna dan tekstur saling melengkapi dalam proses klasifikasi tingkat kesegaran cumi-cumi.

Performa terbaik diperoleh pada kelas Segar dan Busuk, sementara kelas Tidak Segar masih menunjukkan tantangan klasifikasi karena kemiripan visual dengan dua kelas lainnya.

Dengan menggunakan SVM kernel RBF dan strategi pembagian data 70:30, serta augmentasi hingga 540 citra, model telah mencapai hasil yang stabil dan cukup optimal.

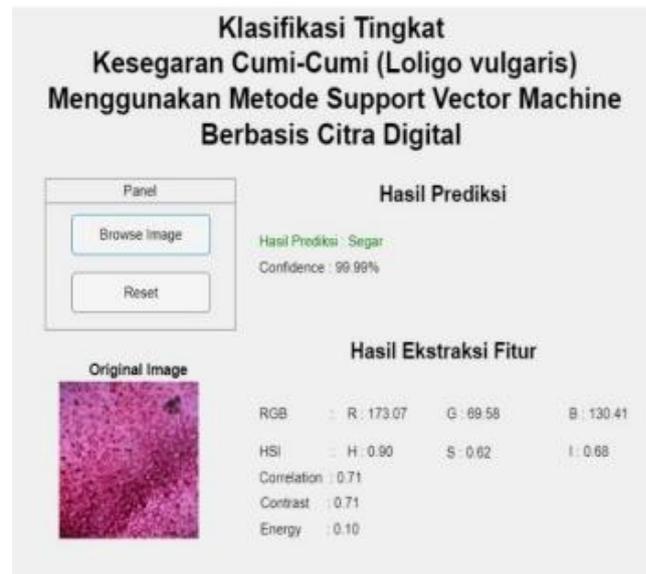
4.3 Implementasi Antarmuka Pengguna (GUI)

Implementasi Antarmuka Pengguna (GUI) Sebagai bentuk implementasi, sistem ini dikembangkan dalam bentuk antarmuka pengguna menggunakan MATLAB App Designer. GUI memungkinkan pengguna untuk:

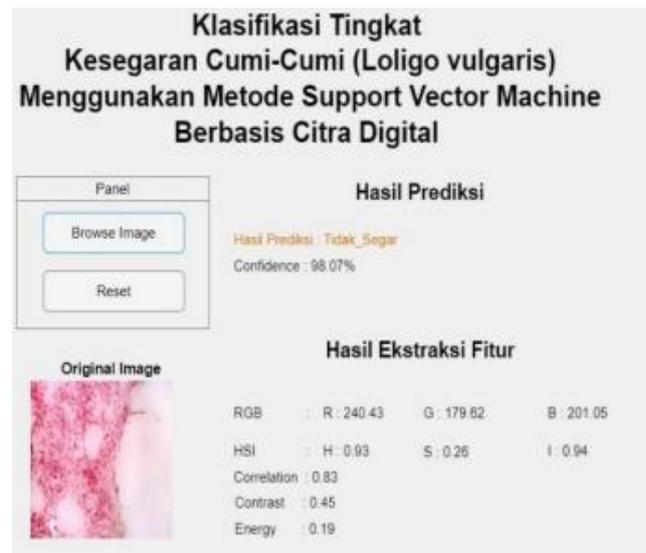
- Memuat gambar cumi
- Menampilkan prediksi kesegaran
- Menampilkan confidence score
- Menampilkan fitur warna dan tekstur dari citra input



Gambar 4. GUI Kelas Busuk



Gambar 5. GUI Kelas Segar



Gambar 5. GUI Kelas Tidak Segar

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penggabungan fitur warna (RGB dan HSI) serta fitur tekstur (GLCM) mampu meningkatkan performa klasifikasi tingkat kesegaran cumi-cumi secara signifikan. Dari hasil pengujian, diketahui bahwa fitur HSI memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan RGB dan GLCM secara individu. Namun, akurasi terbaik diperoleh ketika ketiga fitur tersebut digabungkan, yaitu sebesar 87,65%.

Penerapan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel RBF terbukti efektif untuk klasifikasi citra digital cumi-cumi, selama data telah diberi label dengan benar dan fitur yang diekstrak relevan dengan karakteristik visual objek. Selain itu, penggunaan augmentasi citra berkontribusi positif terhadap peningkatan jumlah dan keberagaman data sehingga memperkuat hasil pelatihan.

Pengujian dilakukan pada 162 data uji dari total 540 data citra yang telah melalui proses augmentasi. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa kelas Tidak Segar merupakan kategori yang paling menantang untuk diklasifikasikan secara akurat, sedangkan kelas Segar dan Busuk menunjukkan tingkat presisi yang tinggi.

Selain itu, pengembangan aplikasi GUI berbasis MATLAB App Designer memberikan kemudahan bagi pengguna untuk melakukan prediksi tingkat kesegaran cumi-cumi secara praktis dan interaktif.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar:

- Pengambilan data citra dilakukan dengan memperhatikan standar pencahayaan dan posisi objek secara konsisten.
- Proses pelabelan kelas kesegaran melibatkan ahli bidang perikanan untuk meningkatkan keakuratan *ground truth*.
- Diterapkan teknik seleksi fitur agar model tidak kelebihan fitur dan tetap efisien.
- Menggunakan metode klasifikasi alternatif seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk dibandingkan dengan SVM.
- Melakukan evaluasi terhadap performa model dengan metrik lain seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

5.3 Penutup

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa metode *Support Vector Machine* yang diimplementasikan pada citra digital cumi-cumi dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran dengan akurasi yang cukup

tinggi, khususnya ketika fitur warna dan tekstur dikombinasikan. Diharapkan hasil dan sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam bidang pemrosesan citra dan klasifikasi mutu hasil perikanan secara digital.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Ibu Nurul Hayaty, S.T., M.Cs., selaku dosen pembimbing, atas segala bimbingan, arahan, dan motivasi yang telah diberikan selama proses penyusunan dan pelaksanaan penelitian ini. Semoga segala bantuan yang telah diberikan menjadi amal kebaikan.

Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Bapak Sugianur, S.Pi., yang telah berperan sebagai pakar dalam proses pelabelan dataset kesegaran cumi-cumi, sehingga penelitian ini dapat dilaksanakan dengan lebih valid dan terarah.

REFERENSI

- [1] K. R. Santi dan N. Sukei, "Uji organoleptik selai tinta cumi (*Loligo sp*) untuk kesehatan tubuh," *Jurnal Ilmiah Permas*, vol. 13, no. 4, pp. 1327–1336, 2023.
- [2] A. B. Ahmad, C. S. Kumar, dan P. Sharma, "Automatic Fish Freshness Assessment Using Machine Learning and Sensory Panel Labels," *Food Control*, vol. 130, art. 108500, 2022.
- [3] J. Jumadi, Y. Yupianti, dan D. Sartika, "Pengolahan citra digital untuk identifikasi objek menggunakan metode hierarchical agglomerative clustering," *J. Sains dan Teknologi*, vol. 10, no. 2, pp. 148–156, 2021.
- [4] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, dan I. A. Salihi, "Analisis sentimen terhadap penggunaan aplikasi Shopee menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, 2023.
- [5] R. M. Haralick, K. Shanmugam, dan I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC3, no. 6, pp. 610–621, 1973.
- [6] D. H. Putri, M. Rizka, dan Z. K. Simbolon, "Rancang Bangun Sistem Identifikasi Kesegaran Ikan Berdasarkan Citra Mata

- Menggunakan SVM,” *J. Teknol. Rekayasa Inf. dan Komputer*, vol. 6, no. 2, 2023.
- [7] N. Iqbal, S. F. Gilani, dan M. S. Altaf, “Analysis of Texture Features Using Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) for Efficient Rice Crop Classification,” *Int. J. Sci. Eng. Res.*, vol. 12, no. 3, pp. 124–131, 2021.
- [8] A. R. R. Darmawati, H. Darwis, dan L. B. Ilmawan, “Klasifikasi Citra Digital Daun Herbal Menggunakan Support Vector Machine dan Convolutional Neural Network dengan Fitur Fourier Descriptor,” *Computer Science Research and Its Development Journal*, vol. 16, no. 1, pp. 01–12, 2024.
- [9] R. Farinda, Z. R. Firmansyah, C. Sul-ton, I. S. Wijaya, dan F. Bimantoro, “Beef Quality Classification Based on Texture and Color Features Using SVM Classifier,” *Journal of Telematics and Informatics (JTI)*, vol. –, no. –, pp. 201–213, 2021.
- [10] H. H. Huss, *Quality and Quality Changes in Fresh Fish*, FAO Fisheries Technical Paper no. 348, Rome: FAO, 1995.