

# Spice Type Recognition Based on Shape and Color Features Using K-Nearest Neighbor and Fuzzy Methods

Sonia Syofyan<sup>1</sup>, Liza Fitria<sup>\*2</sup>, Munawir<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Informatics, Science and Technology Faculty, Universitas Samudra, Langsa, Indonesia

Email: <sup>2</sup>[lizafitria@unsam.ac.id](mailto:lizafitria@unsam.ac.id)

Received : Feb 28, 2025; Revised : Jul 18, 2025; Accepted : Jul 19, 2025; Published : Aug 19, 2025

## Abstract

Spices are natural ingredients that play an important role in everyday life, especially in traditional medicine. With a variety of shapes and colors, spices are often difficult to distinguish from one another. This research aims to classify spice types based on shape and color features using K-Nearest Neighbor (K-NN) and Fuzzy methods. This research will limit the recognition of spice types to 10 specific types of spices, namely ginger, turmeric, star anise, coriander, pepper, nutmeg, galangal, cinnamon, cloves, and candlenut. Spice type recognition will be done based on shape, color and texture features extracted using 300 training data images. The application of the K-NN method and Fuzzy logic allows flexible processing of color features (HSV). Fuzzy logic classifies spice color characteristics by generating a color score (color\_score), which is then used to better interpret and distinguish spice colors for the classification process between test data and training data by the K-NN method. The test results show that from a total of 100 test data, the system successfully classifies spices with an accuracy rate of 77%.

**Keywords :** Classification, Fuzzy, K-Nearest Neighbor (KNN), Spices.

This work is an open access article and licensed under a Creative Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License



## 1. PENDAHULUAN

Rempah-rempah memiliki peran penting dalam pengobatan di Indonesia. Dikarnakan kondisi iklim yang tropis serta cuaca sehingga memungkinkan beraneka ragam tumbuhan hidup dan berkembang. Dapat dipastikan bahwa pemanfaatan rempah-rempah oleh manusia sudah ada sejak lama dan mungkin sejalan dengan perkembangan peradaban manusia itu sendiri [1]. Terutama penggunaan rempah-rempah dalam pengobatan menjadi bagian yang sangat penting dari praktik kesehatan tradisional masyarakat. Diantara rempah-rempah yang ada, tanaman rimpang adalah tanaman yang paling banyak dikenal serta dimanfaatkan oleh masyarakat. Contoh tanaman rimpang diantaranya adalah jahe, kunyit, dan kencur [2]. Dinusantara, rimpang tanaman ini sering digunakan dalam jamu, dimana secara umum dianggap tidak beracun dan tidak menimbulkan efek samping karena telah teruji selama ratusan tahun dalam menjaga kesehatan tubuh [3]. Tak hanya sebagai jamu menggunakan rempah-rempah juga bisa digunakan untuk menenangkan pikiran dan mengurangi stres seperti penggunaan pala dan cengkeh dalam pengobatan herbal.

Pengolahan dan analisis gambar adalah proses yang biasanya memerlukan persepsi visual. Sebagian besar orang menganggap pengolahan gambar digital sebagai representasi dua dimensi dari bentuk fisik tiga dimensi yang sebenarnya. Secara matematis, gambar adalah fungsi kontinu intensitas cahaya dalam bidang dua dimensi. Gambar harus disajikan secara numerik dengan nilai diskrit agar komputer digital dapat mengolahnya [4]. Pengolahan gambar bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar sehingga mudah dipahami oleh manusia atau mesin, karena itu sistem akan dirancang dengan

menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan Fuzzy guna melakukan klasifikasi dalam hal mengenal citra.

Penelitian ini didasarkan pada penelitian sejenis yang dilakukan oleh (Diana Theresa Worung, dkk [5]), mereka menjelaskan tentang klasifikasi citra bunga dengan menggunakan metode K-Means dan K-NN, dimana keluaran yang dihasilkan berupa hasil predict pelabelan dari jenis bunga menggunakan gabungan metode K-Means dan metode K-NN dengan menggunakan dataset dengan 5 perbandingan data test 30% dan data training 70% dari 5 jenis bunga lokal Kota Tomohon, Sulawesi Utara. Berdasarkan hasil pengujian tingkat akurasi segmentasi menggunakan K-Means & K-NN mendapatkan akurasi tertinggi dengan hasil 85%. Hal yang membedakannya dengan penelitian penulis adalah fokusnya. Pada penelitian penulis, tekstur dan interpretasi warna rempah yang lebih kompleks dibanding bunga, serta penanganan objek lebih beragam yaitu 10 jenis rempah dengan 5 jenis bunga.

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh (Novianti Puspitasari, dkk [6]), mengenai metode K-NN dan fitur warna yang digunakan untuk melakukan klasifikasi daun sirih berdasarkan citra digital. Menggunakan K-NN dengan ekstraksi fitur statistik Orde 1 dari ruang warna RGB untuk melakukan klasifikasi daun sirih serta menggunakan thresholding dan deteksi ROI berbasis citra biner untuk tahap segmentasi. Pengujian ini mendapatkan akurasi sangat tinggi untuk 3 jenis daun sirih (hijau, hitam, merah) yaitu 97.77%. Pada penelitian penulis, untuk mengolah fitur warna penggunaan HSV lebih intuitif untuk membedakan warna rempah yang mirip, sementara penelitian daun sirih hanya memanfaatkan statistik dasar RGB.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Ritipong Wongkhuenkaew, dkk [7]), membahas tentang pengklasifikasian fluorosis gigi menggunakan metode Multi-Prototype Unsupervised Possibilistic Fuzzy Clustering yang dioptimalkan dengan Algoritma Pencarian Cuckoo. Dengan metode Fuzzy K-Nearest Neighbor, sistem mencapai akurasi 92,24% untuk segmentasi gigi dan 79,46% untuk klasifikasi tingkat keparahan fluorosis. Hasil ini menunjukkan potensi metode fuzzy dalam menangani data medis yang kompleks. Penelitian penulis melakukan interpretasi warna rempah via `color_score` Fuzzy yang fleksibel, meskipun dengan akurasi lebih rendah akibat kompleksitas objek yang lebih beragam (10 jenis rempah vs. 4 tahap fluorosis) dan fokus pada pengolahan fitur multi-modal (warna, bentuk, tekstur) untuk objek alami.

Pada penelitian lain dari (Duwen Imantata Muhammad, dkk [8]), membahas tentang klasifikasi belimbing dengan menggunakan metode K-NN dan fitur HSV. Fokusnya adalah untuk mengetahui tingkat kematangan buah yang sangat cocok untuk aplikasi bidang pertanian. Hasil penelitian ini mendapatkan tingkat akurasi tinggi untuk 3 kelas (mentah, setengah matang, dan matang) dengan perbedaan warna jelas yaitu 93.33%. Untuk penelitian penulis, identifikasi rempah memiliki nilai praktis dibidang medis herbal. Dengan menerapkan `color_score`, Fuzzy memungkinkan toleransi lebih tinggi terhadap variasi warna rempah yang mirip, sementara pada klasifikasi belimbing menggunakan ekstraksi fitur HSV sederhana (mean H/S/V) untuk klasifikasi.

Selanjutnya pada penelitian yang dilakukan oleh (Dede Wandu, dkk [9]), pada penelitian melakukan implementasi dan klasifikasinya dengan mendeteksi warna pada bunga mawar (segar/ layu) dalam ruang warna HSI dan HSV dari total 230 gambar citra bunga mawar merah dan putih yang diuji 200 gambar dengan menggunakan HSI dan HSV, nilai akurasi yang didapat pada HSI dan HSV sebesar 86,9%. Dapat disimpulkan bahwa deteksi kelayuan dengan metode HSI dan HSV yang paling cepat dalam prosesnya adalah menggunakan metode HSI dikarenakan terbacanya seluruh nilai min-max. Pada penelitian penulis, dilakukan integrasi K-NN dengan Fuzzy untuk pengolahan warna yang adaptif, dengan objek yang lebih beragam juga membuat tantangan visual yang lebih kompleks.

Penelitian ini dibuat untuk meningkatkan pemahaman pengguna sistem mengenai karakteristik dan perbedaan antar jenis rempah, salah satunya dengan menerapkan salah satu teknologi yaitu image processing. Image processing merupakan salah satu cabang ilmu dalam bidang teknologi yang dapat

dimanfaatkan untuk mengenali objek citra yang ditangkap oleh kamera/ handphone [10]. Untuk mengenali objek citra tentu dibutuhkan pengaplikasian metode untuk melakukan identifikasi gambar salah satunya adalah dengan menggunakan metode K-NN [11]. Berbagai macam peran digunakan untuk metode pengklasifikasian yang dilakukan oleh KNN [12], dengan diterapkannya metode ini pada data yang tidak memenuhi asumsi klasik dan karakteristik data yang tidak linear. Metode ini memiliki keunggulan karena dapat meramalkan data deret waktu dengan ukuran data yang sangat besar dan banyak variabel penjelas [13]. Tidak hanya menggunakan metode K-NN, penulis juga menggunakan metode lain yaitu fuzzy, yang akan berfungsi memberikan definisi pemberian label kelas pada data uji yang diprediksi [14].

Penelitian ini akan melakukan pengenalan jenis rempah yang menggunakan fitur bentuk dan warna yang diekstraksi dari citra tanaman rempah. Metode K-Nearest Neighbor (KNN) digunakan untuk mengklasifikasikan rempah berdasarkan kemiripan fitur dengan menghitung jarak antara data uji dan data latih, sementara metode Fuzzy memiliki konsep matematis yang sederhana, fleksibel untuk digunakan, dan memiliki toleransi pada data-data yang tidak tepat [15], diterapkan untuk menangani ketidakpastian dan variasi data dengan memberikan nilai keanggotaan (membership value) pada setiap fitur. Kombinasi kedua metode ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi dan fleksibilitas sistem dalam menghadapi variasi data. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengetahui performa dari metode yang digunakan dalam mengklasifikasikan rempah berdasarkan karakteristik visualnya. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 400 gambar rempah yang diambil menggunakan kamera DSLR dan kamera ponsel. Implementasi program terbagi menjadi dua bagian utama: (1) program ekstraksi fitur dataset ke dalam format Excel, dan (2) program klasifikasi yang menggunakan dataset yang telah diekstraksi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengenalkan jenis rempah menggunakan kumpulan data rempah yang telah diperoleh dan menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan Fuzzy sebagai alat untuk mengklasifikasi jenis rempah berdasarkan karakteristik fitur bentuk dan warna. Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem dapat mengklasifikasikan jenis rempah secara akurat dan memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai karakteristik visual masing-masing rempah.

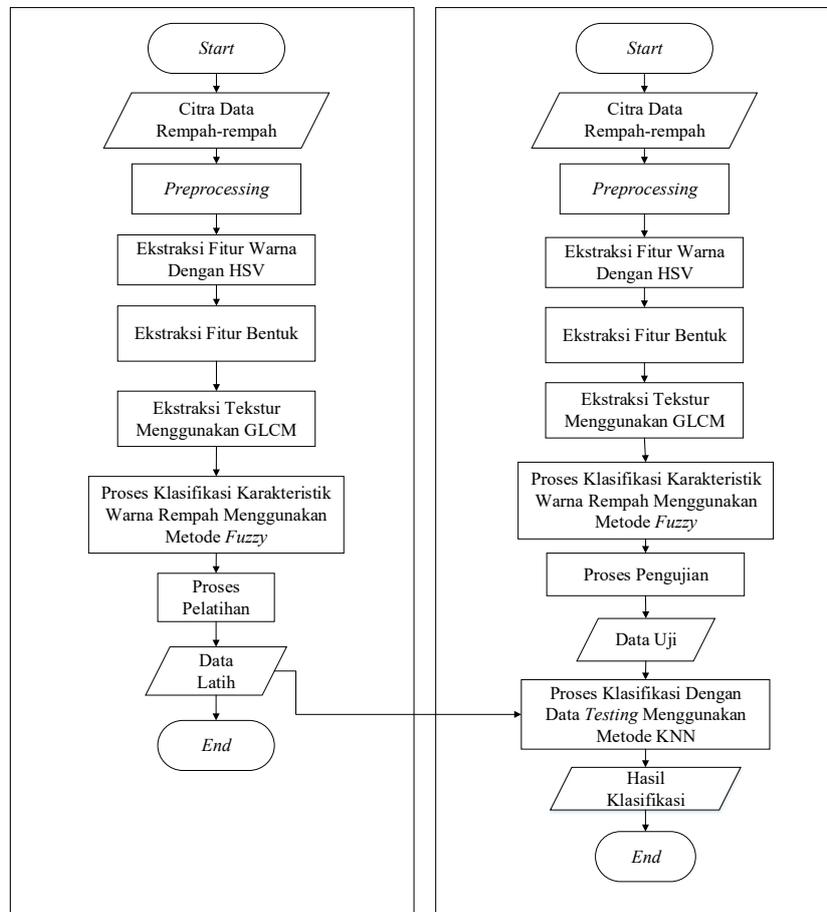
## **2. METODE PENELITIAN**

Pada penelitian ini proses pengumpulan data dikumpulkan secara langsung melalui proses pemotretan menggunakan kamera, baik kamera DSLR maupun kamera ponsel. Setiap objek dapat memiliki warna, tekstur, atau bentuk yang berbeda [16]. Penelitian ini menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Fuzzy sebagai pendekatan utama dalam pengembangan sistem klasifikasi citra digital. Metode KNN dipilih karena berfungsi mengklasifikasikan data berdasarkan kemiripan fitur dengan menghitung jarak antara data uji dan data latih. Sementara itu, metode Fuzzy digunakan untuk menangani ketidakpastian dan ambiguitas data dengan memberikan nilai keanggotaan (membership value) pada setiap fitur. Objek yang akan penulis gunakan pada penelitian ini adalah rempah-rempah. Setiap rempah memiliki ciri khususnya masing-masing, banyak masyarakat yang menggunakannya sebagai bumbu masakan, pengawet, pewarna, aromaterapi ataupun obat tradisional [17]. Namun penulis membatasi objeknya dengan menggunakan 10 jenis rempah tertentu, yaitu jahe, kunyit, bunga lawang, ketumbar, lada, pala, lengkuas, kayu manis, cengkeh, dan kemiri.

### **2.1. Flowchart Sistem**

Flowchart sistem secara keseluruhan diawali dengan pengumpulan 400 citra rempah-rempah, yang dibagi menjadi 300 data latih dan 100 data uji. Selanjutnya, dilakukan preprocessing untuk memastikan kualitas citra dengan menggabungkan citra asli, hasil masking, dan cropping, serta

menyesuaikan ukuran pixel tergantung jenis rempah (3000x2300 untuk 8 jenis rempah besar, 1300x900 untuk 3 rempah kecil seperti cengkeh).

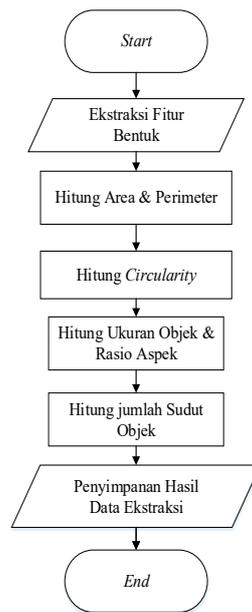


Gambar 1. Flowchart Sistem

Setelah preprocessing, sistem mengekstraksi fitur warna menggunakan HSV (Hue, Saturation, Value) untuk identifikasi warna, fitur bentuk melalui operasi morfologi (opening dan closing), serta fitur tekstur (seperti Dissimilarity, Correlation, Homogeneity, Contrast, ASM, dan Energy) dari citra grayscale. Data hasil ekstraksi kemudian diklasifikasikan dengan metode fuzzy berdasarkan karakteristik warna (hue, saturation, value) dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk pengujian. Proses berakhir dengan menghasilkan identitas jenis rempah yang paling sesuai berdasarkan analisis data. Sistem selesai beroperasi setelah melalui tahapan pelatihan, pengujian, dan klasifikasi.

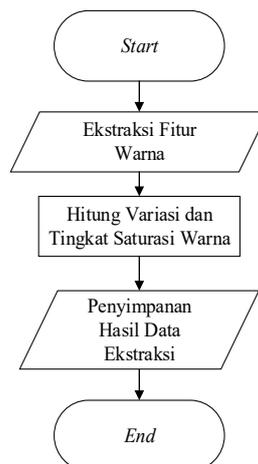
a. *Flowchart* Fitur Bentuk

Proses dimulai dengan ekstraksi fitur bentuk dari citra rempah-rempah, mencakup perhitungan parameter geometris seperti area (luas permukaan) dan perimeter (panjang batas) untuk memahami ukuran objek. Selain itu, dihitung juga circularity (tingkat kemiripan dengan lingkaran), rasio aspek (perbandingan lebar dan tinggi), serta sudut objek guna membedakan bentuk rempah yang berbeda. Setelah semua fitur bentuk diperoleh, hasilnya disimpan dalam file Excel untuk memudahkan analisis lebih lanjut, seperti evaluasi atau klasifikasi. Proses ini berakhir setelah seluruh data ekstraksi tersimpan dengan rapi.



Gambar 1. Ekstraksi Fitur Bentuk

b. *Flowchart* Fitur Warna



Gambar 2. Ekstraksi Fitur Warna

Proses dimulai dengan ekstraksi fitur warna menggunakan model HSV (Hue, Saturation, Value) untuk mendapatkan representasi warna yang lebih akurat dibanding RGB. Sistem menghitung variasi warna dan tingkat saturasi guna mengidentifikasi keunikan visual rempah, seperti keberagaman warna dan tingkat kecerahannya. Setelah ekstraksi selesai, hasilnya disimpan dalam file Excel untuk memudahkan analisis lebih lanjut dalam proses klasifikasi. Proses ini berakhir setelah semua data warna tersimpan dengan rapi.

**2.2. Proses Preprocessing**

Berdasarkan *flowchart* sistem pada Gambar 1, sistem terbagi menjadi dua bagian utama, yaitu sistem pelatihan dan sistem pengujian, kedua sistem ini memiliki tahapan yang sama. Tahap pertama yaitu preprocessing, merupakan suatu proses untuk mempersiapkan citra digital agar dapat diproses lebih baik pada tahapan selanjutnya (tahapan *cropping* dan *resizing* yang dilakukan pada tahapan ini) [18].

### 2.3. Proses Ekstraksi fitur (Bentuk dan Warna)

Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur warna menggunakan model HSV (Hue, Saturation, Value) untuk segmentasi warna yang efektif (*Hue* adalah suatu ukuran panjang gelombang yang terdapat pada warna dominan yang diterima oleh penglihatan sedangkan *Saturation* adalah ukuran banyaknya cahaya putih yang bercampur pada *hue* [19] dan *value* merupakan atribut banyak sedikitnya cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperdulikan warna). Untuk mendapat setiap nilai HSV, bisa digunakan rumus sebagai berikut :

$$M = \text{Max}(R, G, B) \quad (1)$$

$$m = \text{min}(R, G, B) \quad (2)$$

$$V = M \quad (3)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{Jika } V = 0 \\ 1 - \frac{m}{V}, & V > 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$H = \begin{cases} 0, & \text{Jika } S = 0 \\ \frac{60 * (G - B)}{S * V}, & \text{Jika } V = R \\ 60 * \left[ 2 + \frac{B - R}{S * V} \right], & \text{Jika } V = G \\ 60 * \left[ 4 + \frac{R - G}{S * V} \right], & \text{Jika } V = B \end{cases} \quad (5)$$

$$H = H + 360 \text{ Jika } H < 0 \quad (6)$$

Dimana M dan m merupakan nilai maksimum dan minimum dari ketiga warna RGB. Setelah nilai HSV ditemukan, citra dikonversikan kedalam citra 8-bit dengan menggunakan Persamaan 6 hingga Persamaan 8.

$$V = V \times 255 \quad (7)$$

$$S = S \times 255 \quad (8)$$

$$H = \frac{H}{2} \quad (9)$$

Dimana:

H = nilai piksel *channel* H

S = nilai piksel *channel* S

V = nilai piksel *channel* V

Ekstraksi fitur bentuk menggunakan 2 operasi morfologi yaitu opening dan closing. Operasi closing diartikan sebagai operasi dilasi yang kemudian dilanjutkan dengan operasi erosi, sedangkan operasi opening dapat diartikan sebagai operasi erosi yang kemudian dilanjutkan dengan operasi dilasi [20].

Implementasi kedua metode ini berfungsi untuk membersihkan noise dan mengisi celah pada objek, untuk fitur tambahan yaitu ekstraksi tekstur mengimplementasikan metode GLCM yang

berfungsi sebagai suatu metode ekstraksi order kedua pada fitur statistik tekstur, dan memiliki beberapa parameter seperti kontras, korelasi, energi dan homogenitas [21] sebagai fitur ekstraksi ciri dalam pemrosesan citra. Adapun rumus matematis dalam ekstraksi ciri tersebut sebagai berikut [3].

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - f)^2 P_{i,j} \quad (10)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1+(i-f)^2} P_{i,j} \quad (11)$$

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P_{i,j} \quad (12)$$

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(ij) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (13)$$

Keterangan:

*Contrast* = digunakan untuk mengukur variasi pasangan tingkat keabuan dalam sebuah citra.

*Correlation* = berguna untuk menunjukkan nilai redundansi inter piksel terkait.

*Energy* = digunakan untuk mengukur homogenitas sebuah citra.

*Homogeneity* = berguna untuk mengukur homogenitas citra dengan level keabuan sejenis.

#### 2.4. Proses Implementasi Metode KNN dan Fuzzy

Pada sistem pengujian, data yang telah diekstraksi diproses menggunakan kombinasi metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Fuzzy untuk melakukan klasifikasi. Metode K-Nearest Neighbor (KNN) adalah algoritma yang memiliki kegunaan dalam mengklasifikasikan objek berdasarkan sejumlah k data latih yang paling dekat dengan objek tersebut [22], menggunakan metode perhitungan nilai ketidakmiripan (Euclidean, Manhattan, Square Euclidean, dll). Kelas yang paling banyak muncul yang akan menjadi kelas hasil klasifikasi.

$$D_{x,y} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (14)$$

Keterangan :

D = jarak kedekatan

x = data *training*

y = data *testing*

n = jumlah atribut individu antara 1 s.d no

I = atribut individu antara 1 s.d no

Sementara Fuzzy membantu menangani ketidakpastian data dengan memberikan nilai keanggotaan. Karena Fuzzy diungkapkan dengan derajat keanggotaan dan derajat kebenaran maka sesuatu dapat dikatakan sebagian benar dan sebagian salah pada waktu yang sama [23]. Hasil akhir dari proses ini adalah identitas jenis rempah yang paling cocok berdasarkan fitur-fitur yang ada. Setelah proses klasifikasi selesai, sistem akan mengakhiri operasinya.

#### 2.5. Confusion Matrix

*Confusion matrix* adalah sebuah tabel yang digunakan untuk menampilkan jumlah data uji yang diklasifikasikan dengan benar dan salah, sehingga memudahkan dalam mengevaluasi akurasi suatu sistem klasifikasi [24].

Tabel 1. *Confusion Matrix*

KELAS	Terklarifikasi Positif	Terklarifikasi Negatif
Positif	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Negatif	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Berdasarkan nilai TN, FP, FN, dan TP dapat diperoleh nilai akurasi. Nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data. Nilai akurasi dapat diperoleh dengan persamaan berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (15)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (16)$$

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (17)$$

Dengan :

*True Positive* (TP) adalah hasil prediksi benar, hasil sesuai harapan.

*False Positive* (FP) adalah hasil prediksi salah, namun hasil tetap tampil.

*False Negative* (FN) adalah hasil prediksi benar, hasil tidak sesuai harapan, hilang.

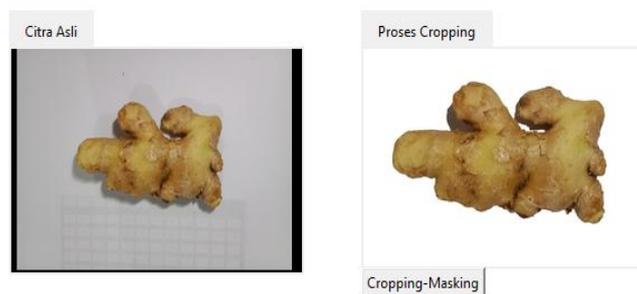
*True Negative* (TN) adalah hasil prediksi salah, tidak ada hasil revisi yang muncul

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengambilan data dalam penelitian ini telah dilakukan dengan mengumpulkan sampel rempah dari pasar. Data yang diambil terdiri dari 10 jenis rempah, dengan masing-masing 30 sampel untuk data set dan 10 sampel untuk data uji, dimana setiap sampel diambil dengan kamera DLSR dan kamera hp, setelahnya fitur bentuk dan warna diekstraksi menggunakan *library OpenCV*.

#### 3.1. Proses *Preprocessing*

Untuk memastikan data siap digunakan dijalankan proses *preprocessing*, guna memotong bagian citra untuk meminimalkan bagian yang tidak diperlukan dengan menggunakan proses *cropping*.

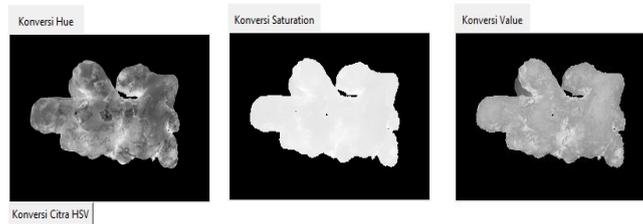


Gambar 3. Proses *Masking* dan *Cropping*

Pada proses ini saat dilakukan input gambar, sistem akan menjalankan program untuk melakukan *cropping* gambar berdasarkan kecerahan hingga ukuran dari pixel menjadi 3000x2300 dan khusus untuk objek kecil (seperti cengkeh, lada, dan ketumbar) ukuran pixel dibuat menjadi 1300x900. Setelahnya berdasarkan proses *cropping* akan diukur berdasarkan kontur sehingga bisa menghasilkan nilai area, perimeter, *circularity*, *object size*, *aspect ratio*, dan *number of side*. Pada tahap ini jenis bentuk dari objek bisa dihitung berdasarkan perhitungan dengan kontur yang telah didapatkan.

### 3.2. Proses HSV

Proses ini dimulai dari mengambil data proses cropping yang kemudian di ekstrak menggunakan fungsi HSV sehingga menghasilkan gambar hasil HSV, bisa dilihat pada Gambar 5.



Gambar 4. Proses HSV

### 3.3. Proses GLCM

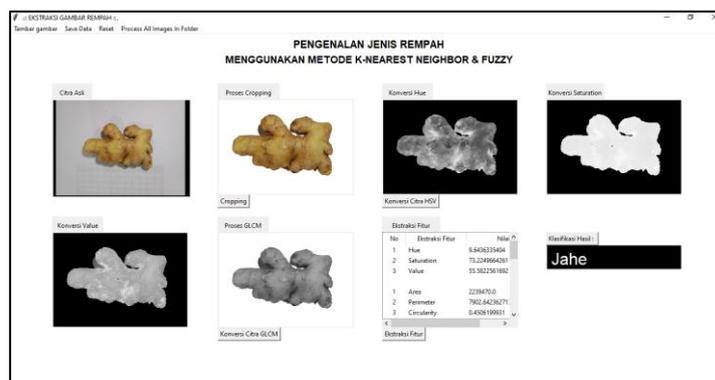


Gambar 5. Proses GLCM

GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) adalah metode yang digunakan dalam pengolahan citra untuk menganalisis tekstur gambar. Proses ini melibatkan beberapa langkah, dimulai dari gambar yang sudah dihilangkan latar belakangnya, sehingga hanya menyisakan objek. Kemudian dihitung fitur-fiturnya, seperti *dissimilarity*, *correlation*, *homogeneity*, *contrast*, *ASM*, dan *energy*.

### 3.4. Hasil Klasifikasi

Proses klasifikasi digunakan dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Fuzzy* yang diterapkan setelah didapatkannya nilai-nilai ekstraksi fitur. Metode *Fuzzy* akan berfungsi untuk menetapkan nilai keanggotaan pada fitur warna (HSV), sedangkan KNN akan melakukan perhitungan jarak antara data uji dan data latih hingga sistem berhasil menentukan kelas yang paling sesuai berdasarkan kedekatannya dengan data latih. Selanjutnya hasil akan ditampilkan ke GUI sistem seperti pada Gambar 7.



Gambar 6. Tampilan Hasil

- Proses Implementasi *Fuzzy*

Metode *Fuzzy* yang digunakan akan memungkinkan pengkategorian nilai fitur warna HSV menjadi "*low*", "*medium*", dan "*high*" secara fleksibel. Juga diimplementasikan untuk mengukur tingkat kecerahan citra dengan mempertimbangkan ambiguitas dan ketidakpastian dalam data.

Selanjutnya contoh rempah yang dijadikan data uji adalah “bunga lawang” apakah sistem berhasil mengklasifikasikannya dengan benar atau tidak. Berikut fitur yang didapat dari data uji dan data latih:

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur Data Uji

Ekstraksi Fitur	Nilai	Ekstraksi Fitur	Nilai
Hue	0,646088635	Dissimilarity (90°)	2,36629926
Saturation	3,4233255	Correlation (90°)	0,676634141
Value	2,31534329	Homogeneity (90°)	0,975271338
Are	101304,5	Contrast (90°)	421,7880546
Perimeter	2289,682	ASM (90°)	0,947854556
Circularity	0,242822	Energy (90°)	0,973578223
Object Size	224100	Color Score	35
Aspect Ratio	1,301205		
Num Of Side	17		

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Fitur Data Latih

Ekstraksi Fitur	Nilai	Ekstraksi Fitur	Nilai
Hue	0,645857814	Dissimilarity (90°)	2,031621406
Saturation	3,445589223	Correlation (90°)	0,72765428
Value	2,39159812	Homogeneity (90°)	0,975754625
Are	99393	Contrast (90°)	340,2640582
Perimeter	2506,032734	ASM (90°)	0,948862958
Circularity	0,198880491	Energy (90°)	0,97409597
Object Size	210444	Color Score	35
Aspect Ratio	0,862348178	Hasil :	Bunga lawang
Num Of Side	18		
Hue	0,646865033	Dissimilarity (90°)	2,239382239
Saturation	3,324764982	Correlation (90°)	0,707259711
Value	1,819854793	Homogeneity (90°)	0,97400117

Are	103366,5	Contrast (90°)	379,5051875
Perimeter	2879,613468	ASM (90°)	0,945085139
Circularity	0,156646712	Energy (90°)	0,97215489
Object Size	217566		
Aspect Ratio	1,032679739	Color Score	35
Num Of Side	19	Hasil :	Bunga lawang
Hue	0,743117341	Dissimilarity (90°)	3,043549535
Saturation	3,656454591	Correlation (90°)	0,626392584
Value	1,824387275	Homogeneity (90°)	0,972508988
Are	19147	Contrast (90°)	597,4628675
Perimeter	839,7300092	ASM (90°)	0,941774864
Circularity	0,341217466	Energy (90°)	0,97045086
Object Size	37247	Color Score	35
Aspect Ratio	2,630252101	Hasil :	Cengkeh
Num Of Side	12		
Hue	1,788735941	Dissimilarity (90°)	5,678911154
Saturation	8,834585362	Correlation (90°)	0,717118019
Value	4,412078227	Homogeneity (90°)	0,938206297
Are	107550,5	Contrast (90°)	1069,750609
Perimeter	1426,935703	ASM (90°)	0,869021512
Circularity	0,663763686	Energy (90°)	0,93221323
Object Size	179136	Color Score	35
Aspect Ratio	0,539930556	Hasil :	Cengkeh
Num Of Side	6		

Parameter yang telah ditetapkan digunakan sebagai Visualisasi TRAPMF untuk logika *fuzzy*.

Hue (h = 0.6448):

- bunga\_lawang\_hue: fuzz.trapmf([0, 0, 4, 5])  
Derajat Keanggotaan= 1 (karena  $0 \leq h \leq 1$ )
- cengkeh\_hue: fuzz.trapmf([1, 1, 9, 10])  
Derajat Keanggotaan= 0 (karena  $h < 1$ )

Saturation (s = 3.4234):

- bunga\_lawang\_saturation: fuzz.trapmf([2, 2, 10, 11])  
 Derajat Keanggotaan =  $\frac{s-2}{10-2} = \frac{3.4234-2}{8} \approx 0.178$

- cengkeh\_saturation: fuzz.trapmf([4, 4, 48, 49])  
 Derajat Keanggotaan= 0 (karena s<4)

Value (v = 2.3104):

- bunga\_lawang\_value: fuzz.trapmf([1, 1, 4, 5])  
 Derajat Keanggotaan =  $\frac{v-1}{4-1} = \frac{2.3104-1}{3} \approx 0.437$

- cengkeh\_value: fuzz.trapmf([1, 1, 22, 23])  
 Derajat Keanggotaan =  $\frac{v-1}{22-1} = \frac{2.3104-1}{21} \approx 0.062$

Langkah selanjutnya adalah mengaplikasikan aturan dari fuzzy

- Rule 1 (bunga\_lawang\_hue, bunga\_lawang\_saturation, bunga\_lawang\_value → high):  
 Strength=min(1, 0.178, 0.4368)= 0.178

Output=high dengan strength 0.178

- Rule 2 (cengkeh\_hue, cengkeh\_saturation, cengkeh\_value → medium):  
 Strength=min(0, 0, 0.0624)=0

Output=medium dengan strength 0

Rule 1 yang aktif dengan strength 0.178, dilakukan defuzzifikasi menggunakan metode *centeroid* akan didapat nilai *color score* sekitar 80 (kategori *high*). Ini cocok dengan rule 1 milik “bunga lawang” yang memiliki rule “*high*”.

Aturan logika *Fuzzy* dibuat berbeda untuk setiap kelas rempah karena setiap rempah memiliki karakteristik warna yang unik. Aturan yang ditetapkan mencerminkan tingkat kesesuaian warna rempah dengan karakteristik yang diharapkan, sehingga menghasilkan skor warna (*color score*) yang akurat dan fleksibel. Sehingga memungkinkan sistem untuk menginterpretasikan dan membedakan warna rempah dengan lebih baik, mendukung proses klasifikasi yang lebih efektif.

• Proses Klasifikasi

Proses klasifikasi dilakukan perhitungan jarak menggunakan *Euclidean Distance*.

$$d(xy) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \tag{18}$$

di mana:

$x_i$ : Fitur ke-i dari data uji.

$y_i$ : Fitur ke-i dari data pelatihan.

- Perhitungan ke data latih 1

$$d = \sqrt{(0,646088635 - 0,645857814)^2 + (3,4233255 - 3,445589223)^2 + (2,31534329 - 2,39159812)^2 + (101304,5 - 99393)^2 + (2289,682 - 2506,032734)^2 + (0,242822 - 0,198880491)^2 + (224100 - 210444)^2 + (1,301205 - 0,862348178)^2 + (17 - 18)^2 + (2,36629926 - 2,031621406)^2 + (0,676634141 - 0,72765428)^2 + (0,975271338 - 0,975754625)^2 + (421,7880546 - 340,2640582)^2 + (0,947854556 - 0,948862958)^2 + (0,973578223 - 0,97409597)^2 + (35 - 35)^2}$$

$$d = \sqrt{0.000000053 + 0.000495 + 0.005814 + 3653832.25 + 46807.6 + 0.001931 + 186446336 + 0.1926 + 1 + 0.112 + 0.002603 + 0.000000234 + 6646.2 + 0.000001017 + 0.000000268 + 0}$$

$$d = \sqrt{190089632.6} \approx 13787.3$$

- Perhitungan ke data latih 2

$$d = \sqrt{(0,646088635 - 0,646865033)^2 + (3,4233255 - 3,324764982)^2 + (2,31534329 - 1,819854793)^2 + (101304,5 - 103366,5)^2 + (2289,682 - 2879,613468)^2 + (0,242822 - 0,156646712)^2 + (224100 - 217566)^2 + (1,301205 - 1,032679739)^2 + (17 - 19)^2 + (2,36629926 - 2,239382239)^2 + (0,676634141 - 0,707259711)^2 + (0,975271338 - 0,97400117)^2 + (421,7880546 - 379,5051875)^2 + (0,947854556 - 0,945085139)^2 + (0,973578223 - 0,97215489)^2 + (35 - 35)^2}$$

$$d = \sqrt{\begin{matrix} 0.000000603 + 0.009714 + 0.2455 + 4251844 + \\ 348019.6 + 0.007426 + 42693156 + 0.0721 + 4 + \\ 0.0161 + 0.000938 + 0.000001613 + 1787.8 + \\ 0.00000767 + 0.000002026 + 0 \end{matrix}}$$

$$d = \sqrt{46956812.3} \approx 6852.5$$

- Perhitungan ke data latih 3

$$d = \sqrt{(0,646088635 - 0,743117341)^2 + (3,4233255 - 3,656454591)^2 + (2,31534329 - 1,824387275)^2 + (101304,5 - 19147)^2 + (2289,682 - 839,7300092)^2 + (0,242822 - 0,341217466)^2 + (224100 - 37247)^2 + (1,301205 - 2,630252101)^2 + (17 - 12)^2 + (2,36629926 - 3,043549535)^2 + (0,676634141 - 0,626392584)^2 + (0,975271338 - 0,972508988)^2 + (421,7880546 - 597,4628675)^2 + (0,947854556 - 0,941774864)^2 + (0,973578223 - 0,97045086)^2 + (35 - 35)^2}$$

$$d = \sqrt{\begin{matrix} 0.009414 + 0.05435 + 0.241 + 6749856006 + \\ 2102362.5 + 0.009682 + 34914043609 + 1.7664 + \\ 25 + 0.4587 + 0.002524 + 0.00000763 + 30861.6 + \\ 0.00003696 + 0.00000978 + 0 \end{matrix}}$$

$$d = \sqrt{41663904866.3} \approx 204118.4$$

- Perhitungan ke data latih 4

$$d = \sqrt{(0,646088635 - 1,788735941)^2 + (3,4233255 - 8,834585362)^2 + (2,31534329 - 4,412078227)^2 + (101304,5 - 107550,5)^2 + (2289,682 - 1426,935703)^2 + (0,242822 - 0,663763686)^2 + (224100 - 179136)^2 + (1,301205 - 0,539930556)^2 + (17 - 6)^2 + (2,36629926 - 5,678911154)^2 + (0,676634141 - 0,717118019)^2 + (0,975271338 - 0,938206297)^2 + (421,7880546 - 1069,750609)^2 + (0,947854556 - 0,869021512)^2 + (0,973578223 - 0,93221323)^2 + (35 - 35)^2}$$

$$d = \sqrt{\begin{matrix} 1.3056 + 29.282 + 4.3963 + 39012516 + 744331.5 + \\ 0.1772 + 2021361216 + 0.5795 + 121 + 10.973 + \\ 0.001639 + 0.001374 + 419855.5 + 0.006215 + 0.001711 + 0 \end{matrix}}$$

$$d = \sqrt{2060785572.4} \approx 45395.4$$

Setelah menghitung jarak ke semua data latih, KNN memilih 3 data latih dengan jarak terdekat. Alasan memilih 3 data karena digunakannya  $k=3$  sebagai acuan, berikut hasilnya:

Tabel 4. Hasil Klasifikasi

Data Latih	Jarak	Jenis Rempah
2	6852.5	Bunga lawang
1	13787.3	Bunga lawang
4	45395.4	cengkeh

Jadi berdasarkan perhitungan diketahui bahwa hasil klasifikasi data uji termasuk dalam kategori jenis rempah bunga lawang dan karena hasilnya benar, maka data uji ini akan diberi label (*True Positive*) kalau data yang diuji salah maka akan diberikan label (*True Negative*).

### 3.5. Pengujian Sistem

Perhitungan dilakukan dengan menggunakan nilai  $K=3$  dan  $K=10$ , untuk menganalisis hasil *clustering*. Nilai  $K=3$  dipilih karena nilai  $k$  yang kecil cenderung membuat model lebih kompleks dan sensitif terhadap *noise*, sehingga dapat membantu mengidentifikasi pola yang lebih detail dalam data. Di sisi lain, nilai  $k$  yang besar seperti  $K=10$  digunakan karena dataset mengandung 10 jenis rempah yang berbeda, sehingga jumlah *cluster* yang sesuai dapat merepresentasikan variasi alami dalam data. Dengan  $K=10$ , model dapat mengelompokkan data ke dalam *cluster* yang lebih spesifik, meskipun memerlukan komputasi yang lebih intensif dibandingkan  $K=3$ . Pemilihan  $K=3$  juga dipertimbangkan untuk efisiensi komputasi, karena tidak memerlukan sumber daya sebesar  $K=10$ , sehingga lebih cepat dan hemat dalam pemrosesan. Berikut sampel hasil pengujiannya  $K=3$  dan  $K=10$ .

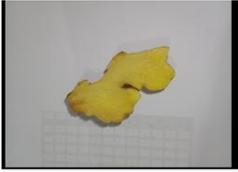
Tabel 5. Hasil Pengujian Data Uji  $K=3$

Citra Asli	Data Asli	Hasil Pengujian	Keterangan
	bunga_lawang Testing (1)	bunga_lawang	TP ( <i>True Positive</i> )
	cengkeh Testing (1)	cengkeh	TN ( <i>True Negative</i> )
	jahe Testing (1)	jahe	TP ( <i>True Positive</i> )
	kayu_manis Testing (1)	kayu_manis	TP ( <i>True Positive</i> )

	kemiri Testing (1)	kemiri	TP (True Positive)
	Ketumbar Testing (1)	ketumbar	TP (True Positive)
	kunyit Testing (1)	kunyit	TP (True Positive)
	lada Testing (1)	lada	TP (True Positive)
	lengkuas Testing (1)	lengkuas	TP (True Positive)
	pala Testing (1)	pala	TP (True Positive)

Tabel 6. Hasil Pengujian Data Uji K=10

Citra Asli	Data Asli	Hasil Pengujian	Keterangan
	bunga_lawang Testing (1)	bunga_lawang	TP (True Positive)
	cengkeh Testing (1)	cengkeh	TN (True Negative)

	jahe Testing (1)	jahe	TP ( <i>True Positive</i> )
	kayu_manis Testing (1)	kayu_manis	TP ( <i>True Positive</i> )
	kemiri Testing (1)	kemiri	TP ( <i>True Positive</i> )
	Ketumbar Testing (1)	ketumbar	TP ( <i>True Positive</i> )
	kunyit Testing (1)	kunyit	TN ( <i>True Negative</i> )
	lada Testing (1)	lada	TP ( <i>True Positive</i> )
	lengkuas Testing (1)	lengkuas	TN ( <i>True Negative</i> )
	pala Testing (1)	pala	TN ( <i>True Negative</i> )

Berdasarkan hasil pengujian dari masing-masing rempah, didapatkan nilai yang menunjukkan perbedaan hasil pengujian antara K=3 dan K=10. Pada pengujian menggunakan 1 sampel dari jenis rempah, model dengan K=3 berhasil mengklasifikasikan 9 data dengan benar (*True Positive/TP*) dan 1 data salah klasifikasi (*True Negative/TN*). Sementara itu, model dengan K=10 memberikan hasil yang lebih rendah, yaitu hanya 6 data benar (TP) dan 4 data salah (TN). Perbedaan ini menunjukkan bahwa pemilihan nilai K yang lebih kecil (K=3) dalam kasus ini cenderung lebih efektif dalam mengelompokkan data uji, meskipun secara teori K=10 seharusnya lebih representatif karena sesuai dengan jumlah jenis rempah (10 *cluster*). Untuk melihat hasil keseluruhan dari data uji, perhitungan

akurasi akan ditampilkan dalam *confusion matrix* di bawah ini. Kemudian untuk mencari tingkat akurasinya menggunakan perhitungan *confusion matrix*. *Confusion matrix* berisi informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi sebagaimana mestinya [25]. Berikut perhitungannya.

Tabel 7. *Confussion Matrix* K=3

		Hasil Prediksi									
		Bunga Lawang	Cengkeh	Jahe	Kayu Manis	Kemiri	Ketumbar	Kunyit	Lada	Lengkuas	Pala
Kelas Sebenarnya	Bunga Lawang	5	1	0	0	0	3	0	1	0	1
	Cengkeh	0	9	0	0	0	0	0	0	0	1
	Jahe	0	0	8	0	0	0	1	0	1	0
	Kayu Manis	0	0	0	7	0	0	0	1	2	0
	Kemiri	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0
	Ketumbar	0	0	0	0	0	9	0	1	0	0
	Kunyit	0	0	0	5	1	0	6	0	3	0
	Lada	0	0	0	0	0	5	0	5	0	0
	Lengkuas	0	0	0	0	0	0	1	0	9	0
	Pala	0	0	0	0	1	0	0	0	0	9

Berdasarkan Tabel 7 dapat dilakukan perhitungan akurasi untuk hasil evaluasi klasifikasi data pengujian sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{19}$$

Akurasi =

$$\frac{T.bl + T.ck + T.jh + T.km + T.kr + T.kb + T.ky + T.ld + T.lk + T.pl}{T.bl + T.ck + T.jh + T.km + T.kr + T.kb + T.ky + T.ld + T.lk + T.pl + F.bl + F.ck + F.jh + F.km + F.kr + F.kb + F.ky + F.ld + F.lk + F.pl}$$

$$Akurasi = \frac{5+9+8+7+10+9+6+5+9+9}{10 \times 10} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{77}{100} \times 100\%$$

$$Akurasi = 77 \%$$

Berdasarkan Tabel 8 dapat dilakukan perhitungan akurasi untuk hasil evaluasi klasifikasi data pengujian sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{20}$$

Akurasi =

$$\frac{T.bl + T.ck + T.jh + T.km + T.kr + T.kb + T.ky + T.ld + T.lk + T.pl}{T.bl + T.ck + T.jh + T.km + T.kr + T.kb + T.ky + T.ld + T.lk + T.pl + F.bl + F.ck + F.jh + F.km + F.kr + F.kb + F.ky + F.ld + F.lk + F.pl}$$

$$Akurasi = \frac{5+8+10+4+8+9+5+5+5+7}{10 \times 10} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{66}{100} \times 100\%$$

$$Akurasi = 66 \%$$

Tabel 8. Confussion Matrix K=10

		Hasil Prediksi									
		Bunga Lawang	Cengkeh	Jahe	Kayu Manis	Kemiri	Ketumbar	Kunyit	Lada	Lengkuas	Pala
Kelas Sebenarnya	Bunga Lawang	5	2	0	0	0	3	0	0	0	0
	Cengkeh	1	8	0	0	0	0	0	0	0	1
	Jahe	0	0	10	0	0	0	1	0	1	0
	Kayu Manis	0	0	0	4	1	0	0	1	4	0
	Kemiri	0	0	0	0	8	0	0	0	0	2
	Ketumbar	0	0	0	0	0	9	0	1	0	0
	Kunyit	0	0	1	0	1	0	5	0	3	0
	Lada	0	1	0	0	0	4	0	5	0	0
	Lengkuas	0	0	2	0	0	0	3	0	5	0
	Pala	0	0	0	0	3	0	0	0	0	7

Setelah dilakukan perhitungan, didapat nilai akurasi berdasarkan perhitungan dengan confusion matrix, dimana model dengan K=3 mencapai akurasi 77% sementara model dengan K=10 mencapai 66%. Perbedaan akurasi ini menunjukkan bahwa dalam kasus ini, pemilihan K=3 justru memberikan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan K=10, meskipun secara teori K=10 lebih sesuai dengan jumlah jenis rempah yang ada. diskusi

Penelitian ini melakukan klasifikasi rempah berdasarkan fitur bentuk dan warna menggunakan metode KNN yang dikombinasikan dengan logika fuzzy. Pada aspek warna, metode fuzzy diimplementasikan untuk mengklasifikasikan karakteristik warna rempah melalui color\_score, yang merupakan hasil interpretasi nilai HSV (hue, saturation, value). Karakteristik warna tersebut mencakup sifat atau ciri khas seperti warna dasar (hue), kepekatan (saturation), dan kecerahan (value), yang diekstrak dari citra rempah dan diproses menggunakan aturan-aturan fuzzy. Hasil pengujian menunjukkan perbedaan performa yang signifikan antara model dengan K=3 yang mencapai akurasi 77% dan model dengan K=10 yang hanya mencapai 66%.

Meskipun akurasi 77% belum mencapai tingkat optimal, sistem ini tetap memiliki nilai praktis yang signifikan, sebagai alat bantu awal dalam: proses pra-sortasi rempah yang membutuhkan klasifikasi cepat, sistem pembelajaran dasar untuk mengenali karakteristik visual rempah, dan platform pengembangan untuk penelitian serupa dengan kompleksitas lebih tinggi. Tingkat akurasi ini sudah dapat menjadi dasar yang memadai untuk aplikasi-aplikasi yang tidak membutuhkan presisi mutlak, seperti sistem pendataan awal atau alat bantu edukasi.

Tingkat akurasi yang belum optimal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor. Meskipun K=10 secara teori lebih sesuai karena mewakili jumlah jenis rempah yang diklasifikasikan, kompleksitas model yang lebih tinggi justru menyebabkan overfitting. Perbedaan yang besar antar-sampel dalam kelas rempah yang sama, menyulitkan model dalam membedakan kelas-kelas tersebut. Implementasi fuzzy pada ekstraksi fitur warna mungkin belum sepenuhnya optimal dalam menangkap variasi warna yang kompleks, sementara metode ekstraksi fitur bentuk dan tekstur juga belum mampu sepenuhnya mengidentifikasi karakteristik unik setiap rempah.

#### 4. KESIMPULAN

Penerapan metode K-nearest neighbor dan fuzzy dapat digunakan untuk mencari jarak antar data latih dan data uji. Setiap nilai yang dihasilkan dari pengujian akan diberikan derajat keanggotaan oleh logika fuzzy, sehingga memudahkan proses klasifikasi dengan pemilihan nilai k yang optimal. Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi rempah menggunakan metode KNN dan logika fuzzy dengan ekstraksi fitur bentuk dan warna menunjukkan bahwa pemilihan nilai K=3 memberikan akurasi lebih tinggi (77%) dibandingkan dengan K=10 (66%), meskipun secara teori K=10 lebih sesuai dengan jumlah jenis rempah. Tingkat akurasi ini menunjukkan bahwa sistem dapat diandalkan untuk aplikasi praktis, seperti dalam industri makanan, farmasi, atau pengolahan rempah, di mana identifikasi yang cepat dan akurat sangat dibutuhkan. Namun, kompleksitas berlebihan pada K=10 menyebabkan overfitting, sehingga sistem ini juga memberikan panduan dalam memilih parameter optimal untuk menghindari kesalahan klasifikasi.

#### REFERENCES

- [1] Mohammad Fathi Royyani, Asep Hidayat, Oscar Efendy, Wardah, and Ida Farida Hasanah, *Rempah Perjalanan Penyintas Peradaban*. 2023. doi: 10.55981/brin.700.
- [2] R. Koen Asharo, "Pengolahan Hasil Budidaya Tanaman Rimpang dengan Teknik Vertikultur demi Mendukung Ekonomi Kreatif Masyarakat Rawamangun Jakarta Timur," *Sarwahita*, vol. 19, no. 01, pp. 133–146, 2022, doi: 10.21009/sarwahita.191.12.
- [3] A. Arifin, J. Hendyli, and D. E. Herwindiati, "Klasifikasi Tanaman Obat Herbal Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Comput. J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 5, no. 1, p. 25, 2021, doi: 10.24912/computatio.v1i1.12811.
- [4] Y. Yuhandri, A. Ramadhanu, and H. Syahputra, "Pengenalan Teknologi Pengolahan Citra Digital (Digital Image Processing) Untuk Santri Di Rahmatan Lil'Alamin International Islamic Boarding School," *Community Dev. J. J. Pengabd. Masy.*, vol. 3, no. 2, pp. 1239–1244, 2022, doi: 10.31004/cdj.v3i2.5868.
- [5] D. T. Worung, S. R. U. A. Sompie, and A. Jacobus, "Implementasi K-Means dan K-NN pada Pengklasifikasian Citra Bunga," *J. Tek. Inform.*, vol. 15, no. 3, pp. 217–222, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/informatika/article/view/31965%0Ahttps://doi.org/10.35793/jti.15.3.2020.31965>
- [6] N. Puspitasari, A. Septiarini, and A. R. Aliudin, "Metode K-Nearest Neighbor Dan Fitur Warna Untuk Klasifikasi Daun Sirih Berdasarkan Citra Digital," *PROSISKO J. Pengemb. Ris. dan Obs. Sist. Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 165–172, 2023, doi: 10.30656/prosisko.v10i2.6924.
- [7] R. Wongkhuenkaew, S. Auephanwiriyakul, N. Theera-Umpon, K. Teeyapan, and U. Yeesarapat, "Fuzzy K-Nearest Neighbor Based Dental Fluorosis Classification Using Multi-Prototype Unsupervised Possibilistic Fuzzy Clustering via Cuckoo Search Algorithm," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 20, no. 4, pp. 1–18, 2023, doi: 10.3390/ijerph20043394.
- [8] D. I. Muhammad, E. Ermatita, and N. Falih, "Penggunaan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Mengklasifikasi Citra Belimbing Berdasarkan Fitur Warna," *Inform. J. Ilmu Komput.*, vol. 17, no. 1, p. 9, 2021, doi: 10.52958/iftk.v17i1.2132.
- [9] D. Wandu, F. Fauziah, and N. Hayati, "Deteksi Kelayuan Pada Bunga Mawar dengan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV)," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, p. 308, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2562.
- [10] S. Y. Riska and L. Farokhah, "Klasifikasi Bumbu Dapur Indonesia Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors (K-NN)," *Smatika J.*, vol. 11, no. 01, pp. 37–42, 2021, doi: 10.32664/smatika.v11i01.568.

- [11] Z. Fan, J. K. Xie, Z. Y. Wang, P. C. Liu, S. J. Qu, and L. Huo, "Image Classification Method Based on Improved KNN Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1930, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1930/1/012009.
- [12] R. S. A. Daulay, "Analisis Kritis dan Pengembangan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN): Sebuah Tinjauan Literatur," *J. Pendidik. Sains dan Komput.*, vol. 4, no. 02, pp. 131–141, 2024, doi: 10.47709/jpsk.v4i02.5055.
- [13] A. Ananda, E. Sulistianingsih, and Yundari, "Metode Ensemble K-Nearest Neighbor Untuk Peningkatan Akurasi Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan Di Indonesia," *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 13, no. 3, pp. 339–348, 2024.
- [14] A. R. L. M. Yanita Selly Meristika, "Perbandingan K-Nearest Neighbor dan Fuzzy K-Nearest Neighbor pada Diagnosis Penyakit Diabetes Melitus." 2021. [Online]. Available: <https://repository.ub.ac.id/id/eprint/145669/8/Jurnal.pdf>
- [15] U. Athiyah, A. P. Handayani, M. Y. Aldean, and N. P. Putra, "Sistem Inferensi Fuzzy : Pengertian, Penerapan, dan Manfaatnya," vol. 1, no. 2, pp. 73–76, 2021.
- [16] J. Jumadi, Y. Yupianti, and D. Sartika, "Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering," *JST (Jurnal Sains dan Teknol.*, vol. 10, no. 2, pp. 148–156, 2021, doi: 10.23887/jstundiksha.v10i2.33636.
- [17] D. Apriyanti and A. B. Suwardi, "Inventarisasi Jenis Tanaman Rempah Dan Pemanfaatannya Di Dusun Air Terjun Desa Paya Tampah, Aceh Tamiang," *Biosel Biol. Sci. Educ.*, vol. 13, no. 1, pp. 57–65, 2024, doi: 10.33477/bs.v13i1.7060.
- [18] M. Oni, B. Kanata, and D. Ratnasari, "MENENTUKAN LUAS OBJEK CITRA DENGAN TEKNIK SEGMENTASI BERDASARKAN WARNA PADA RUANG WARNA HSV Determining the Image Object Area Using Color-Based Segmentation Technique in HSV Color Space," vol. 8, no. 2, pp. 137–146, 2021.
- [19] D. H. Naufal and R. Rahmadewi, "Pengelolaan Citra Digital ( Perbandingan Studi Kasus Antara Klasifikasi Warna Menggunakan Pengolahan Model Warna HSV Dan Penerapan Metode Konvolusi Dalam Pengolahan Citra Digital )," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 10, no. 20, pp. 168–177, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14272836>
- [20] G. A. Trianto, F. J. Sinaga, M. F. Marzuki, and Q. Al Qorni, "Operasi Opening dan Closing pada Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab," *Mdp Student Conf.*, pp. 104–110, 2022.
- [21] M. Tri Wahyudi and S. Lestari, "Analisis Kematangan Buah Pisang dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Banana Fruit Ripeness Analysis Using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Method," *Multi Prox. J. Stat. Univ. Jambi*, vol. 1, no. 2, pp. 93–102, 2022, [Online]. Available: <https://online-journal.unja.ac.id/multiproximityhttps://doi.org/10.22437/multiproximity.v1i2.18630>
- [22] M. Iqbal Mubarak, P. Purwantoro, and C. Carudin, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (Knn) Dalam Klasifikasi Penilaian Jawaban Ujian Esai," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 5, pp. 3446–3452, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i5.7676.
- [23] Yudha Febrian, R. A. Yahya, M. I. Dzaluli, and M. E. Ardy Seto Priambodo, ST., "Implementasi Fuzzy Logic dengan sistem Visual Camera pada Robot Jetbot sebagai Line Follower," *Electr. J. Rekayasa dan Teknol. Elektro*, vol. 17, no. 3, pp. 287–291, 2023, doi: 10.23960/elc.v17n3.2491.
- [24] R. Nurhidayat and K. E. Dewi, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Fitur Ekstraksi N-Gram Dalam Analisis Sentimen Berbasis Aspek," *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 91–100, 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i1.9458.
- [25] F. Istighfarizky, N. A. Sanjaya, and M. Widiartha, "Klasifikasi Jurnal menggunakan Metode KNN dengan Mengimplementasikan Perbandingan Seleksi Fitur," no. July, 2022, doi: 10.24843/JLK.2022.v11.i01.p18.